

ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ

УДК 004.9

В.А. Ковалев

МЕТОД ВЫЧИСЛЕНИЯ ОБОБЩЕННОГО ГРАДИЕНТА
ДЛЯ ТЕКСТУРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Рассматривается новый метод вычисления обобщенного градиента яркости для обнаружения и визуализации скрытых (в том числе невидимых для человеческого глаза) объектов на цифровых изображениях типа случайных текстур. Суть предлагаемого метода заключается в вычислении градиентного изображения специального вида с использованием техники скользящего окна. В качестве степени различия, т. е. величины локального «градиента», могут использоваться точность классификации указанных выборок пикселей, взятых из двух половин окна, величина статистической значимости различий, получаемая с помощью теста Стьюдента, или результат сравнения выборок, полученный любым другим подходящим способом.

Введение

Необходимость обнаружения и локализации скрытых границ объектов на цифровых изображениях текстурного типа возникает при решении целого ряда практических задач. Отличительной чертой задач данного типа является наличие некоторых физических ограничений на контраст и/или пространственно-яркостное разрешение получаемых цифровых изображений объектов анализа. Типичным примером подобных ограничений может служить присутствие в тракте регистрации видеосигнала случайных шумов высокого уровня, недостаточность разрешения доступных сенсоров, низкий уровень различий сигнала объекта и окружающего фона, обусловленный самой физической природой наблюдаемых объектов, а также целый ряд других причин.

Существующие градиентные методы обнаружения границ объектов на изображениях базируются в основном на так называемых линейных дифференциальных операторах, которые вычисляют значение первой либо второй производной яркости в окрестности каждого пикселя изображения. Такие операторы предполагают вычисление сверток различного вида и, по сути, основаны на оценке степени изменения среднего значения яркости в некоторой локальной окрестности, т. е. скорости изменения статистик первого порядка. Однако на практике вполне возможны ситуации, когда параметры яркости различных объектов изображений отличаются лишь статистиками более высоких порядков, которые могут быть плохо заметны либо совершенно невидимы для человеческого глаза. Поэтому возникает проблема дальнейшего развития существующих способов вычисления градиента и разработки неких обобщенных подходов, учитывающих изменение не только яркости, но и других характеристик изображения.

1. Проблема обнаружения скрытых границ на текстурных изображениях**1.1. Причины возникновения и краткая история проблемы**

Теоретические аспекты пределов «видимости» границ случайных текстур, отличающихся своими статистическими свойствами, изучались Джулесом и коллегами, начиная с 70-х гг. прошлого века [1, 2]. В результате многочисленных психологических экспериментов с привлечением большого числа испытуемых и специально подготовленных тестовых изображений было установлено, что зрительная система человека способна различать границу между текстурами, отличающимися только статистиками первого и второго порядков, т. е. средней яркостью пикселей и дисперсией соответственно. В случаях, когда некоторые участки текстурного изображения различаются статистиками более высоких порядков, такими, например, как асимметрия гистограммы распределения яркостей, граница между ними становится невидимой.

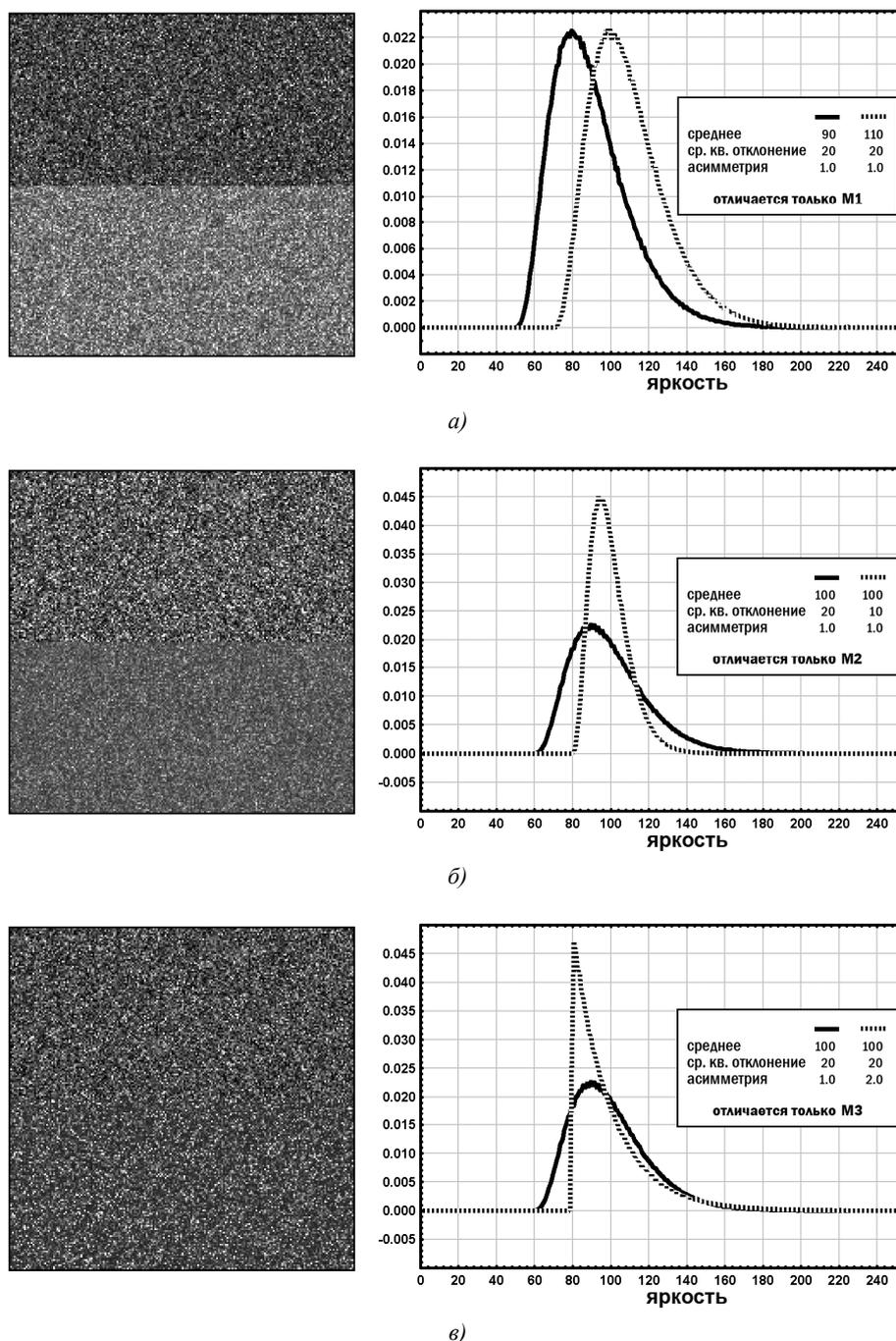


Рис. 1. Три пары участков случайных текстур, отличающиеся статистиками:
 а) первого; б) второго; в) третьего порядка, и их гистограммы яркости

Данное свойство зрительной системы человека показано на рис. 1, на котором представлены три образца случайных текстур. Яркости пикселей этих текстур имеют распределение Пирсона типа III с параметрами, указанными в прямоугольниках, которые расположены в правой части рисунка. Каждый образец состоит из двух половин, разделенных горизонтальной границей. На графиках, приведенных справа от изображений, гистограммы верхних половин представлены с помощью непрерывных линий, а нижних – с помощью пунктирных, причем статистические свойства верхней и нижней половин текстурных изображений различаются только значениями статистик первого (рис. 1, а), второго (рис. 1, б) или третьего (рис. 1, в) порядков. Как видно из рисунка, в ситуации, когда текстуры различаются только значениями ста-

тистик третьего порядка, т. е. асимметрией гистограммы, различия между верхней и нижней половинами образца текстуры становятся невидимыми. Следует подчеркнуть, что здесь и далее на приводимых рисунках могут быть все же заметны некоторые весьма незначительные отличия между обсуждаемыми текстурами. Это вызвано чисто техническими причинами, связанными с несовершенством типографского исполнения приводимых иллюстраций, ограниченностью яркостного диапазона при печати, использованием традиционного для графических файлов рисунков 8-битного разрешения по яркости и др.

Рассмотренный выше пример, на котором анализируемые текстуры различаются только статистиками третьего порядка, не является чисто теоретическим. Так, например, в работе [3] показано, что при анализе МРТ-изображений пациентов с глиобластомами головного мозга стадия развития злокачественной опухоли не может быть определена только путем оценки средних значений яркости вокселей. В то же время различия между стадиями III и IV могут быть достаточно уверенно определены путем сравнения значений асимметрии распределения, которая, как известно, является моментом третьего порядка.

1.2. Существующие методы обнаружения невидимых границ и их недостатки

Проблема обнаружения невидимых границ объектов, отличающихся статистиками третьего и четвертого порядков, подробно рассматривается в работах [4, 5]. Суть метода, предложенного в данных работах и экспериментально апробированного на реальных медицинских изображениях [6, 7], заключается в том, что анализируемое изображение сканируется скользящим окном, состоящим из двух половин (диполем), для каждой половины окна вычисляется значение того или иного статистического параметра и определяется разность между ними. При этом предполагается, что граница между объектами находится в позиции, где абсолютная величина указанной разности достигает максимального значения. В случае, когда априорная информация относительно ориентации предполагаемой границы доступна, сканирование осуществляется в направлении, перпендикулярном предполагаемой границе. В противном случае разница значений статистических параметров определяется для всех ортогональных направлений анализируемого изображения и вычисляется ее среднее значение.

В упомянутых выше работах был предложен целый ряд параметров (статистических моментов), вычисляемых по выборкам пикселей, попадающих в различные половины диполя, которые могут быть использованы для детектирования границы. Указанные параметры включают как обычную асимметрию распределения яркостей, так и геометрическую, гармоническую и контр-гармоническую асимметрии, третий момент, геометрический, гармонический и контр-гармонический третий момент, а также различные статистики четвертого порядка и усеченные версии всех рассматриваемых параметров. Несмотря на то, что работоспособность данного метода теоретически обоснована и продемонстрирована на реальных изображениях, ему присущи два основных недостатка:

1. *Зависимость от статистических свойств сигнала объекта и фона.* В соответствии с описанной процедурой невидимая граница может быть эффективно локализована только в случае, когда различия в статистических свойствах объекта и фона заранее известны и для определения их границы использован соответствующий «правильный», т. е. оптимальный для данного типа различий, параметр. Однако на практике это возможно далеко не всегда. В качестве варианта решения проблемы в условиях отсутствия априорных сведений о статистических свойствах яркости в работе [4] предлагается вычислять все 17 рассмотренных параметров и определять границу по их среднему значению. Очевидно, что такая стратегия является полезной в определенных ситуациях, однако ее эффективность, степень общности и практическая применимость к анализу реальных изображений пока еще остаются неясными.

2. *Необходимость использования окна больших размеров.* Известно, что чем выше порядок статистического момента, тем больше значений случайной величины необходимо использовать для достижения некоторого фиксированного уровня точности получаемой оценки. В частности, в работе [4] показано, что для распределения Пирсона типа III с величиной асимметрии $a = 1$ для вычисления статистик третьего порядка с точностью около 10 % необходимо иметь около 700–1000 значений оцениваемой величины. Это приблизительно соответствует

размеру выборки, т. е. размеру половины скользящего окна порядка 30×30 пикселей для двухмерных и $10 \times 10 \times 10$ вокселей для трехмерных изображений. В случае вычисления статистик четвертого порядка требования к размерам окна ужесточаются еще больше. Так, например, для вычисления статистик четвертого порядка с точностью около 20 % размер выборки должен быть около 2000 пикселей.

Таким образом, указанные недостатки серьезно ограничивают область применения предложенного ранее метода [4–7], который был разработан для обнаружения границ участков изображений, различающихся статистиками высоких порядков.

1.3. Некоторые практические аспекты задачи обнаружения скрытых границ

Не следует надеяться, что во всех случаях, когда граница между двумя объектами текстурных изображений визуально неразличима, она может быть найдена на основе анализа статистик третьего и более высоких порядков. Причина этого заключается в том, что реальные проблемы распознавания границ текстурных объектов, встречающиеся на практике, не являются «чистым случаем» идеальной ситуации, описанной выше (см. рис. 1). Они, скорее, представляют собой сложную комбинацию различных свойств и условий, поэтому успешное решение задачи обнаружения границ и сегментации объектов возможно только при использовании всего арсенала методов обработки и анализа изображений, доступных исследователю.

Типичным примером подобной ситуации в области анализа медицинских изображений является проблема чрезвычайно незначительных различий между участками раковой опухоли легкого и участками ателектаза [8–10] на компьютерно-томографических (КТ) изображениях грудной клетки, которые были и остаются основным инструментом визуализации злокачественных опухолей с данной локализацией. Поскольку области ателектаза представляют собой участки хотя и спадшегося в результате выхода воздуха, но все-таки здорового легкого, задача обнаружения и точной локализации границы ателектаза и опухоли является весьма важной для диагностики и лечения рака. Примеры КТ-изображений легкого со скрытыми границами опухолей можно найти в работах [8, 10].

В связи со сложным и комплексным характером проблемы выделения скрытых границ объектов на изображениях случайных текстур возникает необходимость в разработке более универсальных и высокочувствительных методов, способных детектировать границы без использования априорных данных об особенностях статистических свойств сигнала анализируемых объектов и фона.

2. Метод классификационного градиента

Как отмечалось выше, основная идея предлагаемого метода получения градиентного изображения заключается в вычислении количественной оценки степени различия выборок пикселей, взятых из двух половин скользящего окна. В зависимости от выбранного способа сравнения выборок получаемые модификации метода могут отличаться степенью универсальности, способностью улавливать те или иные различия в локальных характеристиках участков изображений, вычислительной эффективностью, количеством управляющих параметров и другими важными свойствами.

Настоящая работа в основном посвящена рассмотрению варианта метода, основанного на сравнении выборок с использованием алгоритмов классификации наборов пикселей. Данный вариант метода является частным случаем предложенного общего подхода и условно называется методом классификационного градиента.

2.1. Вычислительная процедура

Суть метода классификационного градиента заключается в том, что *точность классификации* выборок пикселей, взятых из двух половин скользящего окна на изображении, интерпретируется как степень различия между ними или как величина градиента. При этом никаких априорных предположений относительно принадлежности этих пикселей к некоторым содержательным классам не используется. Просто выборки пикселей, взятые, скажем, из левой половины окна, формально считаются принадлежащими к первому классу, а выборки, взятые из пра-

вой, – ко второму. Затем с помощью процедуры классификации оценивается разница между ними, трактуемая здесь как степень изменения сигнала в заданном направлении или как некий обобщенный градиент.

Более конкретно для каждой позиции заданного диполя и каждого из направлений ортогональных осей изображения трехэтапная процедура, включающая отбор пикселей для обучающей и контрольной выборок, тренировку (обучение) классификатора и проверку точности распознавания, повторяется N_{REP} раз. Затем средняя точность классификации, подсчитанная по всем повторениям, принимается в качестве значения градиента. За счет этого реализуется хорошо известная в области статистического анализа данных процедура бутстрапа, в которой вычисление одной и той же оценки (в данном случае точности классификации) повторяется много раз на основе N_{SUBS} различных подмножеств исходного множества из N_{TOTAL} пикселей каждой половины окна. Известно, что использование такой процедуры с многократным повторением вычислений на базе случайно выбранных подмножеств значений некой величины и взятие среднего результата обеспечивают получение более точной статистической оценки, чем однократное применение той же вычислительной процедуры к исходному полному множеству [11]. Естественной платой за это являются высокие вычислительные затраты.

Таким образом, один цикл процедуры вычисления локального градиента в окрестности заданного пикселя включает следующие этапы.

Этап 1. Формирование обучающей и контрольной (тестовой) выборок пикселей. Обе выборки имеют одинаковый размер и состоят из $2 \times N_{TUP}$ кортежей (векторов) пикселей каждая, т. е. классифицируются не одиночные пиксели, принадлежащие разным половинам диполя, а кортежи, которые могут представлять собой их упорядоченные либо неупорядоченные наборы. При этом каждый конкретный кортеж состоит из N_{PIX} пикселей, случайно взятых из одной и только одной половины диполя. Чисто технически данный этап включает два шага, выполнение которых повторяется N_{TUP} раз.

Шаг 1. Из первой половины окна выбрать случайным образом N_{PIX} пикселей, сформировать кортеж и поместить его в обучающую выборку. Из оставшегося множества выбрать другие N_{PIX} пикселей, сформировать случайный кортеж и поместить его в тестовую выборку.

Шаг 2. Из второй половины окна выбрать случайным образом N_{PIX} пикселей, сформировать кортеж и добавить его в обучающую выборку. Из оставшегося множества выбрать другие N_{PIX} пикселей, сформировать случайный кортеж и добавить его в тестовую выборку.

Поскольку классифицируемые кортежи формируются путем случайного выбора, без изъятия ранее использованных пикселей, отдельные пиксели могут повторяться в разных кортежах. Вероятность их повторения зависит от используемых размерностей. Следует отметить, что вероятность появления идентичных кортежей обычно крайне мала, но даже их случайное появление не несет каких-либо существенных негативных последствий для работы алгоритма.

Формально и обучающая, и тестовая выборки представляют собой набор из $2 \times N_{TUP}$ точек в N_{PIX} -мерном пространстве, одна половина (т. е. N_{TUP} штук) которых принадлежит одному классу, т. е. одной части диполя, а другая половина – другому.

Этап 2. Тренировка (обучение) классификатора. На данном этапе сформированная ранее обучающая выборка используется для обучения классификатора. При выполнении вычислительных экспериментов в данной работе применялись наиболее современные методы классификации трех видов:

- иерархическая кластеризация [12];
- метод опорных векторов [13];
- метод случайного леса [14].

Этап 3. Оценка точности распознавания. Целью данного заключительного этапа процедуры является собственно определение точности классификации. Для этого все кортежи пикселей, входящие в тестовую выборку, последовательно подаются на вход обученного классификатора и подсчитывается результирующая точность распознавания в процентах. Для удобства дальнейшего использования градиентного изображения получаемая величина точности, варьирующая в пределах от 50 (вероятность случайного правильного выбора для двух классов) до 100 %, нормируется в интервал 0–100. Получаемая таким образом оценка локальных различий

выборки пикселей, вычисленная для каждого из ортогональных направлений, интерпретируется как локальный градиент для данного направления. При этом абсолютная величина (т. е. длина вектора) градиента для заданного пикселя вычисляется обычным образом, т. е. как корень квадратный из суммы квадратов соответствующих значений (проекций) вектора градиента по осям X и Y для двумерных и по осям X , Y и Z для трехмерных изображений.

2.2. Варианты представления данных для классификации

Существуют три следующих варианта использования отобранного подмножества пикселей в качестве единичного объекта при решении задачи классификации:

1. Отбираемые случайным образом значения пикселей последовательно включаются в рабочий вектор исходных данных в порядке их поступления, и сформированный таким способом случайный кортеж значений подается на вход задачи классификации.

2. Случайно отобранные пиксели вначале сортируются, и полученный отсортированный вектор (кортеж) значений пикселей подается на вход задачи классификации.

3. По подмножеству случайно отобранных пикселей вначале подсчитывается гистограмма яркостей, и эта гистограмма, а не сами значения пикселей, подается на вход задачи классификации.

Сравнительная эффективность всех перечисленных вариантов формирования исходных данных для решения задачи классификации исследовалась экспериментально на специальных синтетических изображениях. Результаты экспериментальной оценки приведены в разд. 3.

2.3. Характеристики скользящего окна

Поскольку метод классификационного градиента разрабатывается преимущественно для обнаружения границ участков изображений, которые отличаются своими статистическими свойствами, размер скользящего окна должен быть достаточно большим для их устойчивого определения. Поэтому предпочтительной областью применения описываемого метода являются 3D-изображения различного назначения, большинство из которых представлены на практике томографическими изображениями медицинского назначения. В случае анализа 2D-изображений скользящее окно имеет форму окружности, размер которой определяется ее радиусом. Соответственно для вычисления градиентной карты 3D-изображений используется окно сферической формы. Типичный размер радиуса окна варьирует в пределах от 5 до 15 пикселей, что соответствует диаметру от 11 до 31 пикселя соответственно.

3. Экспериментальная проверка метода классификационного градиента

В настоящем разделе описываются результаты экспериментальной проверки работоспособности метода на специальных тестовых изображениях, а также показывается его возможности на реальных медицинских изображениях двух различных типов. При проведении тестирования отдельно рассматриваются случаи, когда ориентация предполагаемой границы между двумя участками изображения известна и никакой априорной информации о возможной ориентации границы нет.

3.1. Тестовые изображения

Случай с известной ориентацией границы тестировался на синтетических трехмерных изображениях сферы (рис. 2, а). Точность обнаружения невидимой границы с заранее неизвестной ориентацией исследовалась с помощью аналогичного трехмерного тестового изображения куба (рис. 2, б). Текстуры фона и встроенного «объекта» различаются только статистиками третьего порядка, поэтому при нормальном отображении граница между ними не видна.

Тестовые изображения сферы имели размер $60 \times 60 \times 60$ вокселей. Внутренняя текстурная область, т. е. встроенный «объект» инородной текстуры сферической формы, имела радиус 10 вокселей с координатами центра (30, 30, 30). Используемые тестовые изображения куба имели размер $91 \times 91 \times 91$ вокселей. Аналогично предыдущему изображению в центре располагалась инородная невидимая область кубической формы размером $41 \times 41 \times 41$ вокселей.

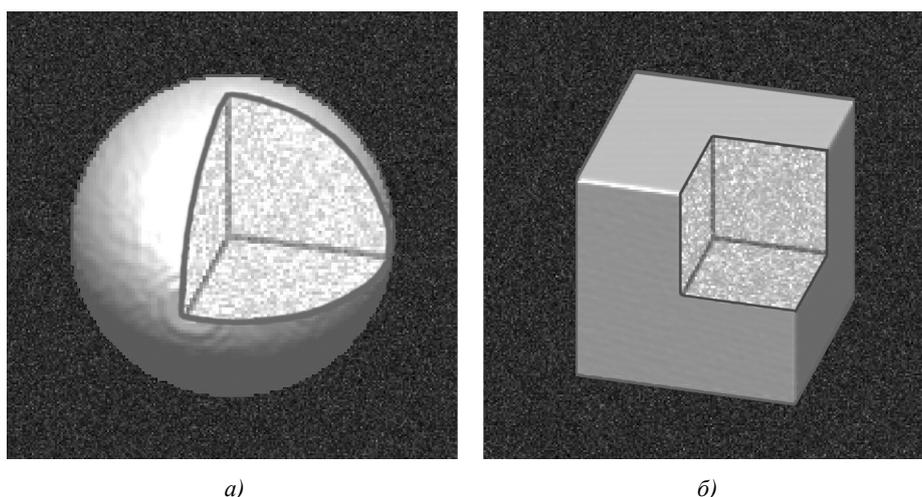


Рис. 2. Условный пример трехмерных тестовых изображений случайных текстур, состоящих из случайного фона и содержащейся в нем области другой текстуры

Яркости пикселей скрытого объекта и фона были распределены по закону Пирсона типа III, функция плотности вероятности которого имеет вид

$$p(x) = \frac{1}{\beta \Gamma(p)} \left(\frac{x-a}{\beta} \right)^{p-1} e^{-\frac{x-a}{\beta}},$$

где $\alpha \in (-\infty, \infty)$; $\beta, p \in (0, \infty)$; $x \in [0, \infty)$ и $\Gamma(p)$ обозначают гамма-функцию от p . В данном распределении среднее значение μ (первый момент), дисперсия σ^2 (второй момент), а также асимметрия γ (третий момент) и эксцесс λ (четвертый момент) выражаются через его параметры следующим образом:

$$\begin{aligned} \mu &= \alpha + p\beta; & \sigma^2 &= p\beta^2; \\ \gamma &= \frac{2}{\sqrt{p}}; & \lambda &= \frac{6}{p}. \end{aligned}$$

Для обеспечения необходимого уровня точности значения яркостей вокселей тестовых изображений генерировались с использованием предварительно рассчитанной таблицы случайных чисел, имеющих распределение Пирсона. Таблица содержала 25,6 тыс. строк (входов по значению аргумента x_1) и вычислялась с помощью соответствующей кумулятивной функции вида

$$P_x(x_1) = \frac{1}{\Gamma(p)} \int_0^{\frac{x_1-\alpha}{\beta}} y^{p-1} e^{-y} dy.$$

В каждой серии экспериментов, т. е. в случае сферы и в случае куба, использовались по четыре тестовых изображения, отличающиеся только формой встроенной области. При этом распределения яркостей вокселей объекта и фона всегда имели одинаковые значения среднего, равные 120 единицам, и одинаковые величины среднеквадратического отклонения, равные 20 единицам. Аналогично ситуации, показанной на рис. 1, в, отличались только значения параметра асимметрии γ , так что визуально обнаружить границу между объектом и фоном было невозможно. Для удобства проведения экспериментов и интерпретации получаемых результа-

тов значение величины асимметрии фона было зафиксировано на уровне $\gamma_B = 0,5$, а величина асимметрии объекта γ_O в обеих сериях из четырех тестовых изображений принимала значения, равные 1,0, 1,5, 2,0 и 2,5. Относительная величина различий, т. е. контраст между объектом и фоном, вычислялась как

$$s = \frac{|\gamma_O - \gamma_B|}{\gamma_B}.$$

Таким образом, для рассматриваемых тестовых изображений величина контраста s , т. е. степень статистических различий текстур, составляла $s = 1$, $s = 2$, $s = 3$ и $s = 4$ соответственно.

3.2. Ориентация границы известна

В каждом из четырех тестовых изображений сферы положение невидимой границы между объектом и фоном определялось путем сканирования изображения диполем, начиная от центра по направлению к периферии изображения. При этом диполь перемещался вдоль соответствующего луча с шагом в 1 воксель и пересекал границу сферы по нормали. Процесс сканирования останавливался на расстоянии 19 вокселей от центра сферы. Для каждого из изображений сканирование выполнялось вдоль 72 лучей, которые начинались в центре изображения и распределялись равномерно по всем направлениям. Шаг лучей по азимуту, т. е. по долготе, составлял 30° , и их направление изменялось в пределах $[-90^\circ, 90^\circ]$. Шаг лучей по углу возвышения, т. е. по широте, также составлял 30° , и их направление варьировалось в пределах $[-90^\circ, 90^\circ]$.

Каждая половина диполя имела размер $N_{TOTAL} = 5 \times 5 \times 5 = 125$ вокселей. Для каждой позиции диполя средняя точность классификации вычислялась по результатам $N_{REP} = 50$ повторений решения задачи классификации. Задачи классификации решались с использованием обучающей и тестовой выборки, включающих $2 \times N_{TUP} = 30$ кортежей, которые состояли из $N_{PIX} = 15$ вокселей каждый, выбранных случайным образом из 125 вокселей соответствующей половины диполя. Полученное значение средней точности классификации присваивалось центральной точке диполя, расположенной на луче. В результате сканирования вдоль каждого конкретного луча в качестве вычисленного значения позиции границы сферы принималась точка с максимальным значением градиента, т. е. имеющая максимальную среднюю точность классификации. Положение вычисленной границы сравнивалось с истинной границей, и вычислялось значение среднеквадратической ошибки локализации границы в единицах вокселей по формуле

$$E = \sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{(P_i^T - P_i^C)^2}{N}},$$

где P_i^T и P_i^C – истинная и вычисленная позиции границы сферы на i -м луче; N – общее количество использованных лучей.

Указанные вычислительные эксперименты по тестированию предложенного метода были проведены для каждого из четырех тестовых изображений сферы, отличающихся величиной контраста параметра асимметрии. При этом все эксперименты повторялись для каждого из трех рассматриваемых методов классификации и каждого из трех вариантов формирования кортежей (случайный порядок вокселей, отсортированные воксели, гистограмма). Кроме того, для обеспечения возможности сравнения классификационного градиента с классическими способами оценки различий выборки вычислялись L_1 -норма и дивергенция Кульбака – Либлера для двух нормализованных гистограмм вокселей, взятых из различных половин диполя. Следует напомнить, что для нормализованных гистограмм, т. е. для экспериментальных плотностей вероятностей $h_1(g)$ и $h_2(g)$ уровня серого тона g , дивергенция Кульбака – Либлера вычисляется по формуле

$$D_{KL}[h_1(g), h_2(g)] = \sum_g h_1(g) \log(h_1(g)/h_2(g)).$$

Результаты экспериментов с тремя различными классификаторами показали, что в данном приложении их эффективности в смысле результирующей точности определения границы вполне сравнимы друг с другом. При этом метод случайного леса продемонстрировал слегка более высокую точность по сравнению с конкурирующими классификаторами. Детальные результаты оценки величины ошибки при определении границы невидимой сферы с применением метода классификационного градиента, использующего данный классификатор, а также классические способы вычисления различий выборок представлены на рис. 3. Поскольку в данном тестовом примере априори известно, что рассматриваемые области изображений отличаются величиной параметра асимметрии γ , то «оптимальным» способом определения границы здесь является прямое сравнение асимметрии распределения выборок вокселей, взятых из разных половин диполя. Ошибка определения границы с использованием оптимального способа также показана на рис. 3 (см. точки в виде незаполненных окружностей).

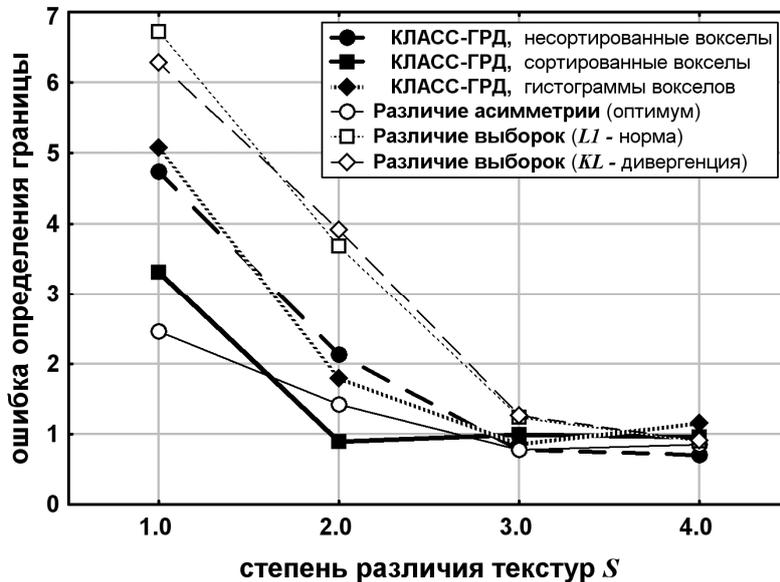


Рис. 3. Величина ошибки определения невидимой границы тестового изображения текстурной сферы при использовании различных вариантов метода классификационного градиента (закрашенные точки); оптимального способа, основанного на априорной информации (незаполненные окружности), а также классических способов оценки различий выборок (незаполненные квадрат и ромб)

Из результатов экспериментов, представленных на рис. 3, легко видеть, что точность определения границы с использованием метода классификационного градиента превышает точность, достигаемую при классических способах сравнения выборок. Более того, при достаточно высоких значениях контраста между объектом и фоном s предложенный метод иногда даже превосходит оптимальный для рассматриваемого случая подход. Тем не менее, при низких значениях контраста оптимальный способ работает все-таки лучше. В данном контексте полезно напомнить, что на практике априорные сведения о типе имеющихся различий, как и положение искомой границы, доступны далеко не всегда. Поэтому применение соответствующего оптимального детектора может быть просто невозможно.

Что касается способов формирования кортежей вокселей, то данные, представленные на рис. 3, однозначно свидетельствуют о том, что вариант с использованием отсортированных векторов вокселей является наиболее предпочтительным с точки зрения обеспечиваемой точности определения границы.

3.3. Ориентация границы априори неизвестна

Данная группа экспериментов выполнялась с привлечением четырех тестовых изображений, отличающихся величинами контраста фона и встроенного текстурного куба. Поскольку предполагалось, что ориентация границ куба заранее неизвестна, то проводить сканирование диполем в направлениях, перпендикулярных границе, в данном случае было уже невозможно. Вместо этого использовалась стандартная техника вычисления градиентного изображения, заключающаяся в сканировании всего исходного изображения скользящим окном и вычислении величины градиента в позиции каждого вокселя. С этой целью вначале вычислялись значения градиента G_x , G_y и G_z вдоль трех ортогональных осей изображения X, Y и Z по алгоритму, описанному выше. Единственное исключение заключалось в том, что при отборе вокселей окрестности текущей точки изображения использовался не диполь, а окрестность сферической формы. Соответственно выборки формировались из вокселей, попадающих в различные полусферы окрестности, которые расположены вдоль осей X, Y и Z. После этого абсолютная величина результирующего вектора градиента G для рассматриваемой точки изображения вычислялась обычным образом:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2 + G_z^2}.$$

Как и в предыдущем случае, при проведении экспериментов испытывались все три метода классификации. Поскольку предшествующие эксперименты с различными способами формирования кортежей показали явное преимущество техники сортированных вокселей, то другие виды кортежей, т. е. несортированные наборы и гистограммы яркости выборок вокселей, не рассматривались. В качестве скользящего окна использовались сферы радиусом $R = 5$, $R = 7$ и $R = 9$ с текущим вокселем в центре, что соответствовало областям сферической формы диаметром 11, 15 и 19 вокселей. Управляющие параметры имели те же значения, что и в предыдущей серии экспериментов, за исключением того, что при формировании кортежей доля вокселей, отбираемых из каждой полусферы, составляла 15 % от их общего числа. Для приведенных выше значений радиусов общее число вокселей $N_{TOTAL}=321$, $N_{TOTAL} = 807$, $N_{TOTAL} = 1701$ соответственно.

Из рис. 4 видно, что предлагаемый метод позволяет обнаруживать невидимую границу с заранее неизвестной ориентацией на тестовом изображении текстурной области. Как можно было предвидеть, увеличение радиуса окна ведет к повышению устойчивости детектирования границы с одновременным ее «утолщением», что, в свою очередь, затрудняет ее точную локализацию. Наличие шумов обусловлено естественными причинами, связанными со случайной вариацией асимметрии распределения яркостей на локальных участках изображения.

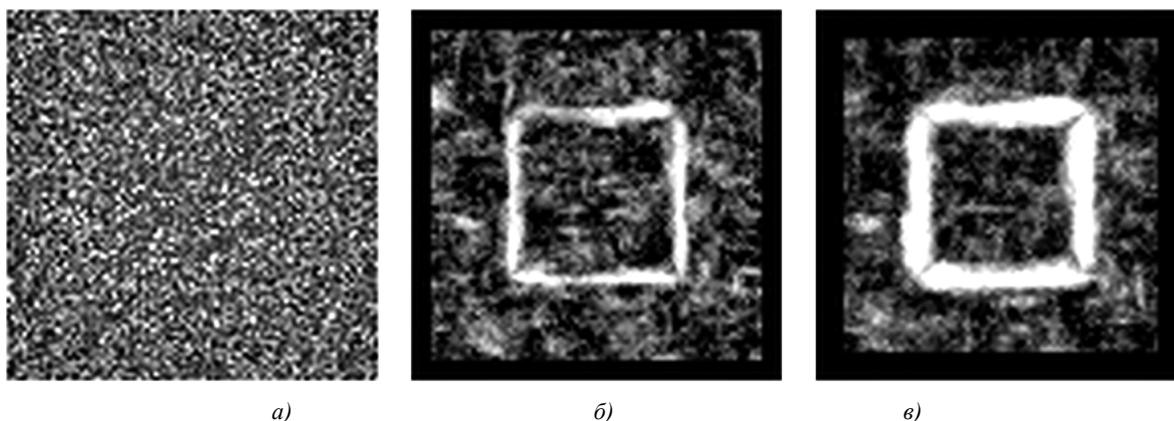
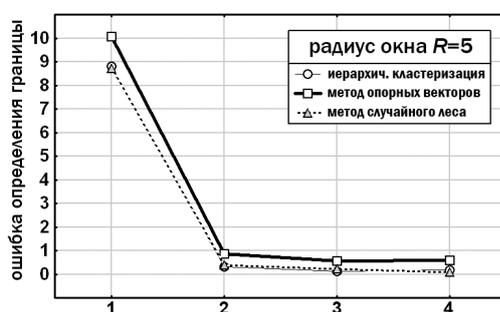


Рис. 4. Примеры определения невидимой границы на тестовом изображении куба:

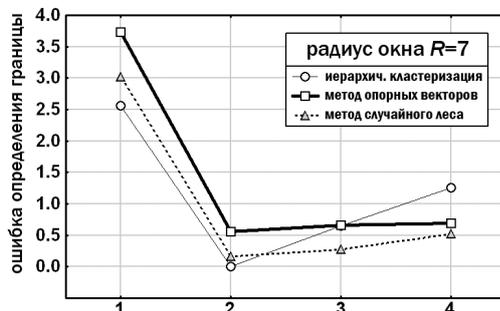
a) аксиальный слой исходного 3D-изображения текстурного куба ($s = 4$);

b, v) карты классификационного градиента, полученные при радиусах окна $R = 5$ и $R = 7$ вокселей соответственно

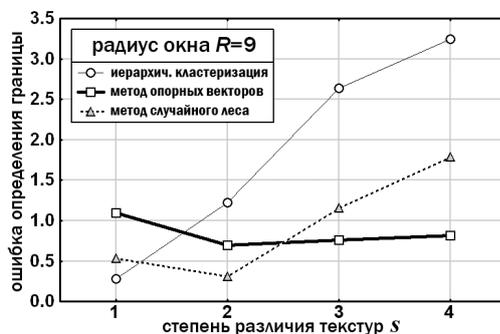
Детальные количественные данные относительно точности локализации границы при различных условиях проведения экспериментов представлены на рис. 5 в виде соответствующих графиков значений величины среднеквадратической ошибки. Анализ приведенных графиков показывает, что для относительно малых размеров окрестности с радиусом $R = 5$ (рис. 5, а) и при достаточно низком контрасте текстур $s = 1$ ошибка обнаружения границы достигает неприемлемо высоких значений порядка 10 вокселей. В то же время, начиная с контраста $s = 2$ и выше, величина ошибки опускается до значений менее одного вокселя. Вероятнее всего, это связано с принципиальными ограничениями на точность определения рассматриваемых здесь статистик третьего порядка для выборок малых размеров. Читателям, интересующимся прикладными аспектами данного вопроса, следует обратиться, например, к работе [4], в которой табулирована зависимость значений точности вычисления статистик третьего и четвертого порядков как функция размера выборки. Обсуждаемые здесь результаты практически не зависят от типа используемого метода классификации, что выражается в близости кривых ошибки, соответствующих трем различным классификаторам.



а)



б)



Анализ ошибки определения границы при использовании достаточно больших размеров окрестности $R = 9$ (рис. 5, в) показывает, что в этом случае на передний план выходит проблема слишком широких граничных линий. Данная проблема особенно остро стоит для границ текстур с большим контрастом, которые при окрестностях большого размера легко обнаруживаются с помощью метода иерархической классификации и метода случайного леса. В результате на градиентном изображении граница оказывается подчеркнутой «слишком хорошо» и возни-

кают известные трудности с ее точной фиксацией внутри широкой полосы сатурированного (перенасыщенного) градиентного сигнала. Эти трудности могут быть достаточно легко преодолены путем введения дополнительного шага постобработки типа морфологического утоньшения границ или других подобных алгоритмов, однако настоящая работа посвящена собственно методу классификационного градиента и рассмотрение полных технологических циклов обработки изображений с применением излагаемого подхода выходит за ее пределы. Заметим лишь, что использование в качестве классификатора метода опорных векторов может служить еще одним способом обойти обсуждаемые трудности точного определения границы, поскольку он обеспечивает стабильно низкую ошибку практически для всего диапазона рассматриваемых значений контраста текстур (см. жирную линию с точками в виде квадратов на рис. 5, в). Что касается результатов определения границы при окрестности с радиусом $R = 7$ (рис. 5, б), то они занимают некоторое промежуточное положение среди двух рассмотренных выше случаев.

3.4. Демонстрация работы метода на реальных изображениях

Кратко рассмотрим два примера использования метода для детектирования трудноразличимых границ на медицинских изображениях путем вычисления соответствующих карт классификационного градиента. Детальный анализ эффективности использования метода при решении практических задач является предметом самостоятельного исследования.

Первый пример относится к проблеме сегментации различных участков КТ-изображений с близкими значениями яркости вокселей, т. е. плотностей в шкале Хаунсфилда. На рис. 6, а показан один из аксиальных слоев трехмерного КТ-изображения грудной клетки. Как видно из рисунка, без применения специальных методов межжелудочковая перегородка сердца практически неразличима. Однако на выходной карте классификационного градиента (рис. 6, б) положение перегородки может быть достаточно легко определено и соответствующая разделяющая линия может быть, например, проведена вручную без особых проблем. Заметим, что на карте градиента все второстепенные анатомические структуры, за исключением сердца, опущены. При вычислении карты градиента в данном эксперименте использовалась сферическая окрестность с радиусом $R = 9$ вокселей. Размер кортежей составлял $N_{PIX} = 0,15 \times 1701 = 255$ вокселей. В качестве классификатора использовался метод опорных векторов. Как уже указывалось ранее, при выполнении классификации выборки пикселей, взятых из различных половин скользящего окна, и вычислении классификационного градиента никаких априорных предположений относительно принадлежности этих пикселей к каким-либо содержательным классам не использовалось.

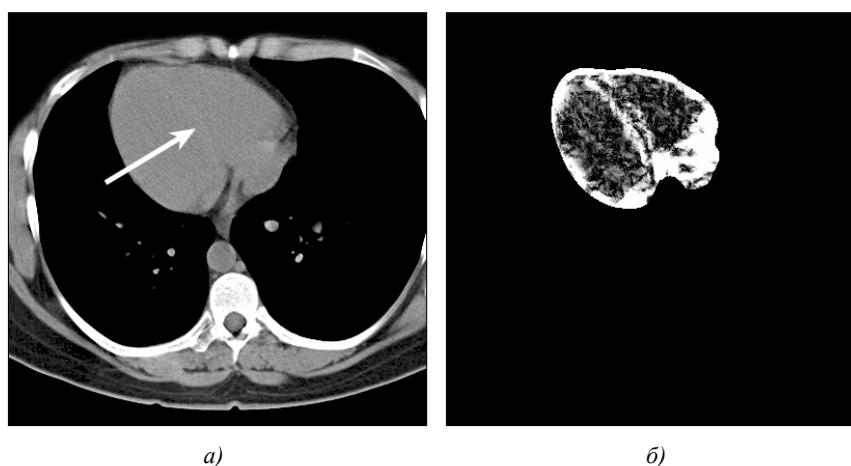


Рис. 6. Пример использования метода классификационного градиента для детектирования межжелудочковой перегородки сердца (указана стрелкой) на КТ-изображении грудной клетки

Второй пример взят из области рентгеновской ангиографии. Известно, что при проведении подобных обследований критическими факторами являются большая суммарная лучевая

нагрузка, получаемая пациентом, а также необходимость введения в кровь контрастного вещества. Поэтому разработка эффективных методов визуализации кровеносных сосудов имеет здесь весьма важное практическое значение. На рис. 7, а показан пример исходного двухмерного изображения с едва различимыми очертаниями сосудов, а на рис. 7, б – результирующая карта классификационного градиента, полученная с использованием управляющих параметров, которые были описаны выше.

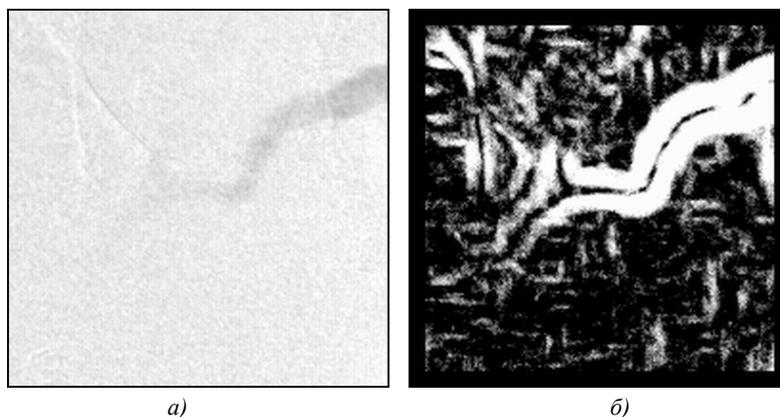


Рис. 7. Пример кадра из последовательности изображений, получаемых методом рентгеновской ангиографии, с трудноразличимыми границами кровеносных сосудов и его карта классификационного градиента

Сопоставляя приведенную карту градиента с исходным изображением, можно предположить, что использование изложенного подхода является одним из перспективных направлений улучшения качества изображений в рентгеновской ангиографии.

Заключение

Программная реализация и экспериментальное исследование эффективности предложенного метода классификационного градиента как на специальных синтетических тестах, так и на реальных медицинских изображениях показали его высокую чувствительность и возможность использования для обнаружения скрытых и трудноразличимых объектов на цифровых изображениях типа случайных текстур.

Важным преимуществом метода являются его гибкость и универсальность, т. е. возможность использования при обработке и анализе изображений самых различных типов, включая двухмерные и трехмерные полутоновые изображения, цветные изображения, многозональные изображения, каждый слой которых представляет собой снимок объекта в определенном спектральном диапазоне, и др. Для этого достаточно лишь слегка модифицировать процедуру выборки пикселей и формирования кортежей, адаптируя ее к особенностям обрабатываемого типа изображений. В отличие от подхода, рассмотренного в работах [4–6], метод классификационного градиента не использует никаких априорных предположений относительно статистических свойств сигнала.

Как было установлено в процессе экспериментального сравнения эффективности трех различных методов классификации, в большинстве ситуаций метод опорных векторов обеспечивает несколько более высокую эффективность по сравнению с двумя остальными методами как в смысле точности, так и в смысле требуемых вычислительных ресурсов.

Главный недостаток предложенного метода классификационного градиента – очень высокие вычислительные затраты. Поэтому предпочтительной аппаратной средой для его реализации являются многопроцессорные комплексы и распределенные грид-системы.

Данная работа выполнена при частичной финансовой поддержке проекта МНТЦ № В-1489.

Список литературы

1. Inability of humans to discriminate between visual textures that agree in second-order statistics: revisited / V. Julesz [et al.] // Perception. – 1973. – Vol. 2. – P. 391–405.

2. Julesz, B. Textons, the elements of texture perception, and their inter-action // Nature. – 1981. – Vol. 290. – P. 91–97.
3. Abnormalities in the recirculation phase of contrast agent bolus passage in cerebral glioblastomas: Comparison with relative blood volume and tumor grade / A. Jackson [et al.] // American Journal of Neuroradiology. – 2002. – Vol. 23. – P. 7–14.
4. Petrou, M. Three-dimensional nonlinear invisible boundary detection / M. Petrou, V. Kovalev, J. Reichenbach // IEEE Transactions on Image Processing. – 2006. – Vol. 15 (10). – P. 3020–3032.
5. Petrou, M. 3D non-linear invisible boundary detection filters / M. Petrou, F. Mohanna, V. Kovalev // 2nd International Symposium on 3D Data Processing, Visualization and Transmission (3DPVT-2004), 2004. – Thessaloniki, Greece: Comp Society Press, 2004 – P. 970–978.
6. Kovalev, V.A. Invisible differences in brain images of schizophrenics and controls / V.A. Kovalev, M. Petrou // Medical Image Understanding and Analysis. – Imperial College, London, United Kingdom, 2004. – P. 109–112.
7. Petrou, M. Statistical differences in the grey level statistics of T1 and T2 MRI data of glioma patients / M. Petrou, V. Kovalev // International Journal of Scientific Research. – 2006. – Vol. 16. – P. 119–123.
8. Kovalev, V. Exploring the limits of CT image intensity for discriminating lung tumours and the atelectasis / V. Kovalev, M. Petrou, S. Khoruzhik // In: Medical Image Understanding and Analysis (MIUA 2007). – Aberystwyth, United Kingdom, 2007. – P. 21–25.
9. Ковалев, В.А. Исследование эффективности яркостной информации для сегментации участков ателектаза и раковых опухолей на КТ-изображениях легкого / В.А. Ковалев, С.А. Хоружик, А.Н. Михайлов // Информатика. – 2005. – № 2. – С. 93–101.
10. Михайлов, А.Н. Современные подходы к оценке опухолевой регрессии при лучевой терапии рака легкого / А.Н. Михайлов, С.А. Хоружик, В.А. Ковалев // Весці НАН Беларусі. Сер. мед. навук. – 2005. – № 3. – С. 111–117.
11. Wehrens, R. The bootstrap: a tutorial / R. Wehrens, H. Putter, L.M.C. Buydens // Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. – 2004. – Vol. 54. – P. 35–52.
12. Classification and regression trees. Chapman & Hall / L. Breiman [et al.] // CRC. – N.-Y., 1984. – 368 p.
13. Cortes, C. Support-vector network / C. Cortes, V. Vapnik // Machine Learning. – 1995. – Vol. 20. – P. 1–25.
14. Breiman, L. Random Forests / L. Breiman // Machine Learning. – 2001. – Vol. 45(1). – P. 5–32.

Поступила 31.01.08

*Объединенный институт проблем
информатики НАН Беларуси,
Минск, ул. Сурганова, 6
e-mail: v.kovalev@tut.by,
vassili.kovalev@gmail.com*

V.A. Kovalev

A METHOD FOR CALCULATING GENERALIZED GRADIENT OF TEXTURE IMAGES

A method for calculation of generalized gradient for random texture images is proposed. The method is based on classification of N -tuples of pixels sub-sampled from two halves of a sliding window at random. The resultant classification accuracy is then treated as a gradient magnitude on the orthogonal directions. Three modern classification methods are used, including the Hierarchical clustering, Support vector machines and Random forests. The method is assessed on synthetic 3D images of random textures with invisible borders, and its advantages are demonstrated on medical images of different type.