

ИНВАРИАНТНОСТЬ ПРИЗНАКОВ В ЗАДАЧАХ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ЯРКО ВЫРАЖЕННОЙ ТЕКСТУРОЙ

ПУТЯТИН Е.П., ПАНЧЕНКО И.А.

Текстурный анализ при распознавании оперативно полученных изображений является одним из наиболее эффективных средств идентификации заданного объекта на оперативно полученных изображениях. Однако его эффективность резко снижается вследствие поворотов объекта и изменения масштаба изображения. Поэтому необходим поиск признаков, инвариантных к этим изменениям. В статье дается обзор известных в настоящее время признаков распознавания текстур и проводится численный

эксперимент с использованием ряда признаков, обладающих инвариантными свойствами.

Введение

В ряде областей практической деятельности человека возникает задача идентификации заданного объекта на оперативно полученном изображении. Одним из наиболее важных требований при решении этой задачи является минимальное время достижения заданной вероятности обнаружения. Как правило, задача идентификации объекта не предполагает дальнейшего восстановления всего изображения. Поэтому ее решение можно существенно упростить, используя признаки интересующего объекта.

Наиболее сложные условия применения признаков возникают при обработке изображений с ярко выра-

женной текстурой. Текстура является признаком изображения нижнего уровня.

Методы анализа текстур изучаются на протяжении трех десятилетий. Результаты экспериментов показывают, что эти методы могут достичь высокого уровня точности. Несмотря на разнообразие разработанных методов, большинство из них предусматривает, что изображения не обусловлены изменениями поворота или масштаба. Однако это утверждение, в общем, неверно по отношению к прикладным задачам, поэтому нельзя говорить про объективность таких методов [1]. Таким образом, *актуальной* является задача поиска, создания и исследования признаков текстур, которые не только бы эффективно описывали ее, а были бы инвариантными к поворотам и изменениям масштаба.

Целью данной работы является анализ известных методов создания алгоритмов обнаружения заданных объектов с ярко выраженной текстурой и поиск путей их совершенствования.

1. Современные методы обработки текстур и признаки объектов

Первые подходы к классификации текстур базировались на статистическом анализе текстур первого и второго порядков и на стохастических моделях, таких как модели вероятностных полей Гаусса и Маркова и авторегрессии [2]. Развитие пространственного частотного анализа на основе фильтров Габора, вейвлет-преобразования и вейвлет-контуров дает хорошие аналитические инструментальные способы для анализа и классификации текстур [3].

Любая текстурная характеристика, которая описывает текстуру в области каждого пикселя значением или вектором значений, может быть использована для сегментации или распознавания изображения на области с подобной текстурой. Как и все остальные алгоритмы сегментации, алгоритмы текстурной сегментации разрабатываются на основе двух основных подходов – анализа областей и анализа границ.

Алгоритмы на основе областей основаны на поиске групп или кластеров пикселей с подобными текстурными свойствами. Алгоритмы на основе границ основаны на поиске границ текстур между пикселями, которым отвечают разные текстурные распределения [4].

Нужно отметить, что для человеческого восприятия более узнаваемыми являются формы объекта, формы границ между элементами его изображения, а не их заполнение (цвет или узор).

Распознавание текстур сводится к задаче нахождения параметров, которые описывают кластеры текстур таким образом, что их можно однозначно распределить по классам текстур-эталонов. Сложность распознавания текстур состоит в следующем. Если исследуемые объекты находятся на разном расстоянии от камеры, то текстурные признаки должны быть инвариантными к преобразованиям масштаба, иное

распознавание будет зависеть от расстояния до объектов. Если текстура меняет свои свойства в зависимости от масштаба, текстурные признаки, инвариантные к преобразованиям масштаба, могут не существовать вообще.

Текстуры можно организовывать как иерархическую структуру, т.е. они могут выглядеть по-разному в разных масштабах. Именно поэтому при текстурном анализе важно найти такие параметры, которые были бы инвариантными к масштабу.

Признаки объектов, которые подлежат распознаванию, классифицируют в зависимости от средств получения и дальнейшего использования. Основные типы признаков анализируемых объектов делятся на следующие группы:

- метрические признаки, которые приобретают определенные значения в пределах некоторого числового отрезка (площадь, средняя яркость, размеры и т.п.);
- логические признаки, которые приобретают значение 1 или 0;

- топологические признаки, как и логические, касаются качественного характера изображения, но могут приобретать несколько значений вместо двух; это может быть число компонентов связности контура изображения и т.п.;

- структурно-лингвистические признаки связаны с двумя подобными подходами к проблеме распознавания – структурным и лингвистическим.

При структурном подходе изображения рассматриваются как объекты, состоящие из отдельных компонентов (частей). Эти методы приобретают все большую популярность, поскольку они обеспечивают возможность более детального анализа визуальных объектов. На основе набора таких признаков формируется описание объектов в виде значений откликов некоторого множества локальных фильтров. Примером таких признаков для задач распознавания текстур являются энергетические характеристики Лавса [5,6].

Компоненты изображения - производные элементы, которые вместе с правилами их связи формируют специальный язык (грамматику). Анализ такой грамматики – основной принцип лингвистического подхода к распознаванию. Другими словами, структурно-лингвистические методы, которые упоминаются в литературе, так же как синтаксические, состоят в синтаксической формализации классов изображений.

Развиваются также подходы, в которых в качестве средств идентификации объектов предлагается использовать лапласиан или градиент (как аналоги второй и первой производных) и на их базе формировать гистограммы и их признаки. При этом отдельно исчисляются два порога: для точек с малыми и большими значениями градиента. Это дает возможность проводить классификацию точек объектов и фона в двумерных пространствах признаков “уровень яркости -

градиент”, что компенсирует изменение освещенности [4].

Популярность приобрели также подходы, которые базируются на построении и анализе систем признаков, сформированных на основе матриц совпадения. Но на практике она представляет интерес только для сравнительно малых смещений [3].

Как видно, многие из этих подходов при непосредственном использовании не предполагают инвариантности к изменению масштаба и поворота.

Рассмотрим методы анализа текстурных изображений, которые допускают формирование инвариантных признаков.

2. Инвариантность признаков в задачах распознавания текстур

Построение признаков, инвариантных относительно геометрических преобразований, к которым, прежде всего, следует отнести сдвиги, повороты и изменения масштаба, является довольно сложной теоретической и технической задачей. Иногда для таких преобразований можно построить инвариантные комбинации простых метрических и других признаков. Однако в большинстве случаев возникает необходимость применения более сложных подходов, связанных, например, с моментными инвариантами.

Результат обработки изображения по признакам должен содержать информацию о наличии или отсутствии объекта, и о месте его положения на изображении. При этом процедура обработки должна содержать минимальное количество вычислительных операций.

Обобщенный алгоритм работы с признаками и основные требования к ним следующие. Пусть P является некоторым набором признаков (характеристик). Отображение $\Omega: M \rightarrow P$ из множества изображений во множество признаков называется инвариантным относительно действия группы G , если $\Omega(gB) = \Omega(B)$ для каждого элемента $g \in G, B \in M$, т.е. признаки изображений из того же самого класса эквивалентности совпадают между собой.

Пусть $B_0^{(1)}, \dots, B_0^{(m)}$ – эталоны, B – входное изображение, полученное из одного из эталонов методом выполнения групп преобразований. В идеальном случае при отсутствии шума всегда существует такое $j \in \{1, \dots, m\}$, что $\Omega(B) = \Omega(B_0^{(j)})$, и тогда входному изображению B отвечает j -й эталон $B_0^{(j)}$. Для того чтобы это соответствие выполнялось только для одного значения j , необходимо, чтобы инвариантные признаки каждых двух эталонов не совпадали между собой, т.е. дополнительно ставится условие $\Omega(B_0^{(i)}) \neq \Omega(B_0^{(j)})$, где $i \neq j$.

При наличии шума номер идентификационного эталона определяется как поиск аргумента минимума

$$j = \arg \min_{k \in \{1, \dots, m\}} \rho(\Omega(B), \Omega(B_0^{(k)})), \quad (1)$$

где ρ – метрика на множестве признаков, m – количество эталонов.

Условие (1) расхождения наборов признаков, свойственных разным эталонам, должно обязательно выполняться. Оно сводится к проверке неравенства на множестве эталонов

$$\rho(\Omega(B_0^{(i)}), \Omega(B_0^{(j)})) > \delta_0, \quad i \neq j,$$

где δ_0 – порог.

Порог δ_0 является функцией шумового уровня. Для построения адекватного инвариантного отображения в конкретных условиях необходимо, чтобы значение δ_0 было как можно большим.

Очевидно, что абсолютно инвариантных признаков нет. Под абсолютно инвариантным признаком здесь подразумевается такой, который определил бы объект в условиях любых преобразований и их сочетаний. Для анализа текстур статистическими методами используют четыре основных параметра. Это дисперсия, среднее значение, ориентация и масштаб. Первые два признака с точностью до размеров окна являются инвариантами к масштабу и повороту [2]. Критерием принадлежности к классу текстур является численное значение параметра при заданном размере окна.

Все параметры, которые отклоняются от статистики уровней яркости отдельных пикселей, как правило, не зависят от ориентации объектов. Для использования параметров в текстурном анализе необходимо, чтобы оценка этих параметров усреднялась по локальной окрестности. Это приводит к новому оператору, который оценивает локальную дисперсию и имеет следующий вид:

$$v_{mn} = \frac{1}{N-1} \sum_{m', n' \in M} (g_{m-m', n-n'} - \bar{g}_{mn})^2, \quad (2)$$

где M – скользящее окно изображения; N – количество пикселей в окне; \bar{g}_{mn} – среднее значение уровней яркости, вычисленное в окне M .

Оператор дисперсии не зависит от масштаба, если окно больше наибольшего размера кластера текстуры.

Можно использовать моменты высоких порядков распределения $f(q)$ уровней яркости в окне [2]:

$$\mu_{sq} = \sum_{\substack{q=1 \\ m, n \in M}}^Q (g_{mn}^{(q)} - \bar{g}_{mn})^s f(q), \quad (s, q = 2, 3, \dots). \quad (3)$$

Эти методы используются, как правило, для бинарных изображений, полученных после сегментации, хотя есть примеры их эффективного применения и для полутоновых изображений.

Моментные инварианты являются удобной и надежной системой признаков для классификации объектов. Для вычисления инвариантных моментов используются такие выражения [5]:

$$v_{sq} = \frac{|\mu_{sq}|}{\sum_{\substack{i,j \\ i+j=s+q}} |\mu_{ij}|}, (s, q = 1, 2, \dots). \quad (4)$$

Набор признаков (4) имеет такие важные особенности:

- они меньшей мерой подвержены влиянию шума;
- они инвариантны к отображению относительно координатных осей Ox и Oy , а также к поворотам на угол π ;
- величины инвариантны к переменам масштаба.

Другая группа методов, основанных на вейвлет-преобразованиях, спектральном анализе или энергетических характеристиках Лавса, не имеет идентичной процедуры обработки пикселей, поэтому они не являются инвариантными относительно перестановки пикселей, следовательно, они зависят от ориентации объекта, а также от масштаба, если мелкие признаки не исчезают при уменьшении разрешения.

Однако использование методов этой группы является целесообразным. Лог-полярные вейвлет-сигналы позволяют классифицировать текстуры, инвариантные к масштабу и повороту, так как выходные коэффициенты вейвлета инвариантны к таким преобразованиям [7]. Использование спектральных методов для вычисления параметров геометрических преобразований и распознавания сводится к применению к изображениям специальных преобразований в целях перехода к другому математическому проектору функций, в котором возможны специфические процедуры анализа информации.

Основой построения спектров является преобразование Фурье, которое для двумерного изображения $V(x, y)$ имеет вид

$$F(\xi, \zeta) = \int_{-\infty - \infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} V(x, y) e^{-j(\xi x + \zeta y)} dx dy, \quad (5)$$

где ξ, ζ – пространственные частоты соответственно по координатам x и y .

Известно, что модуль преобразования Фурье является инвариантом к смещению по координатам на a и b функции $V(x, y)$. Соотношение инвариантности выполняется для $|F(\xi + a, \zeta + b)| = |F(\xi, \zeta)|$, так как $F(\xi, \zeta)$ – это функция с комплексными значениями, что дает возможность применять модуль преобразования Фурье для распознавания сдвинутого сигнала.

Общим недостатком методов этой группы являются слишком громоздкие вычислительные процедуры, необходимые для их реализации.

3. Преимущества признаков, основанных на статистике первого порядка для анализа текстур

Текстурные признаки, основанные на использовании статистических моментов, менее информативны, но имеют существенно более простую процедуру вычислений. Полезными при их использовании являются фильтры порядковой статистики, применяемые для первичной обработки изображений. Предполагается, что такая первичная обработка подчеркнет особенности текстуры.

Для построения фильтров берутся все значения яркостей пикселей, которые принадлежат маске фильтра и сортируются по возрастанию уровней яркости. Такая сортировка является общей для всех фильтров порядковой статистики. Они отличаются тем, какое значение будет записано на место центрального пикселя окна фильтра. Различают медианные фильтры, для которых записывается среднее значение, и фильтры максимума или минимума [2].

Таким образом, основная задача данной работы сводится к практической оценке эффективности работы статистических признаков, на основании которой можно выделить направления дальнейших исследований.

4. Описание алгоритма

Для оценки эффективности применения статистики первого порядка и необходимости проведения предварительной обработки изображения фильтрами порядковой статистики был составлен алгоритм распознавания текстурных изображений. Алгоритм построен на основе использования локальной дисперсии, среднего значения, а также этих признаков в сочетании с медианным фильтром и фильтром максимума. Минимальный фильтр не рассматривался, так как он дает на выходе изображение, состоящее из минимальных значений, и выходные изображения практически во всех случаях состоят из черных пикселей.

Алгоритм состоит из следующих шагов:

Шаг 1. Перевод цветного изображения в градации серого с помощью выражения

$$Grey = 0,3 \cdot V_r + 0,59 \cdot V_g + 0,11 \cdot V_b.$$

Шаг 2. Применение фильтров порядковой статистики.

Шаг 3. Расчет статистики первого порядка: локальной дисперсии и среднего значения

$$v_{mn} = \frac{1}{N-1} \sum_{m', n' \in M} (g_{m-m', n-n'} - \bar{g}_{mn})^2, \quad (6)$$

$$\bar{g}_{mn} = \frac{1}{N} \sum_{m', n' \in M} g_{m-m', n-n'}. \quad (7)$$

В формулах для локальной дисперсии (6) и среднего значения (7) под областью M понимается окно размером 15×15 пикселей, центральной точкой которого является текущий пиксел с координатами (m, n) . Выбор размерности окна является существенным в зада-

чах распознавания текстур, так как ее значение определяет минимальный размер кластера текстур [2,3].

Шаг 4. Замена значения каждого пиксела полученным результатом вычислений (6), (7).

Шаг 5. Процесс распознавания полученных изображений. Пикселы результирующих изображений могут принимать значения от 0 до 255. При принятии решения о принадлежности точки (i, j) одному классу текстур использовался критерий

$$|G(i, j) - G(x_T, y_T)| \leq \delta, \quad (8)$$

где $G(i, j), G(x_T, y_T)$ – значения текущего и среднего пикселов класса соответственно. Диапазон значений пикселов в одном классе определялся при величине $\delta = 15$.

Шаг 6. Для улучшения визуального восприятия результатов каждому классу текстур был присвоен цвет, в оттенках серого – яркость. В результирующем изображении этим цветом (тоном) окрашивались области, относящиеся к соответствующему классу.

Шаг 7. Визуальный анализ результатов. На этом этапе дается сравнительная оценка работы статистических признаков и влияния фильтров порядковой статистики на результат обработки.

5. Результаты численного эксперимента

На основе разработанного алгоритма создана программная система, с помощью которой были получены результаты применения признаков и проведен их анализ.

В качестве тестового материала использовались полутоновые фотографические изображения с ярко выраженной текстурой и искусственная текстура размером 300×300 пикселов в формате bmp (рис.1).

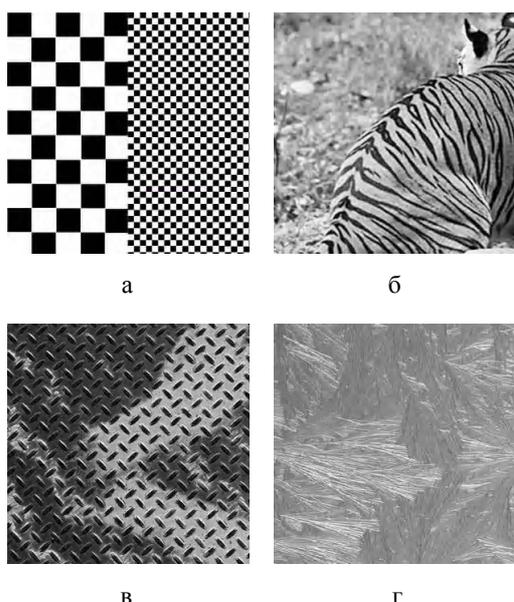


Рис. 1. Примеры текстур: а – искусственно созданная текстура с черно-белой шахматной доской размером 30×30 пикселов и 7.5×7.5 пикселов; б – тигр на траве; в – поверхность металлической детали; г – лед

В качестве промежуточных результатов представлены результаты расчета статистик и замены значений пикселов на изображении (до 4-го шага алгоритма).

Промежуточные результаты применения оператора локальной дисперсии представлены на рис.2.

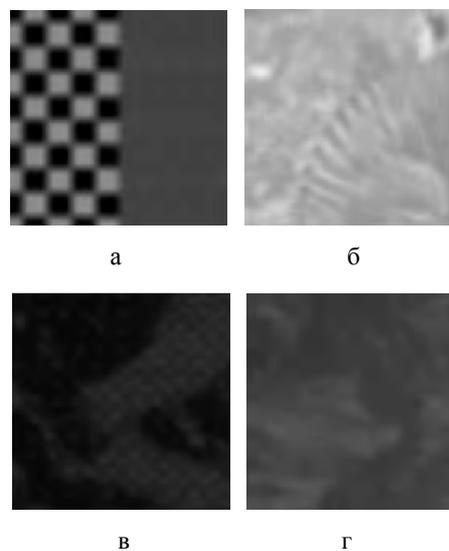


Рис. 2. Применение оператора дисперсии к изображениям на рис. 1

Для визуального анализа результаты распознавания после применения оператора дисперсии представлены на рис. 3.

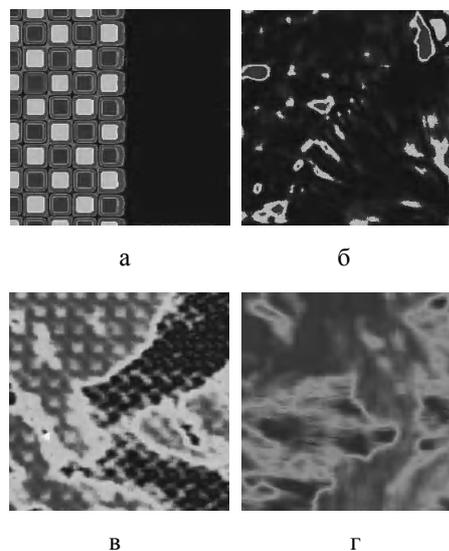


Рис. 3. Результаты распознавания изображений после применения оператора дисперсии

По посчитанным значениям (рис.2) оператор дисперсии различил (т.е., отнес к различным классам) до 4 классов текстур. Различимы текстуры с шахматными клетками, имеющими размер больший, чем размер окна (левая часть рис. 3,а), а вся область, заполненная клетками, имеющими размер меньший, чем размер окна, отнесена к одному классу.

На рис.3,в видно, что хотя изображенная текстура и является одинаковой, вследствие влияния цвета оператор локальной дисперсии отнес участки, окрашенные в различные цвета, к различным классам.

На рис. 1,г изображена текстура льда, которая состоит из участков, повторяющих друг друга с различными поворотами. Результат распознавания (рис.3,г) показал, что оператор дисперсии практически не различил участки с различными поворотами текстуры, что доказывает инвариантность оператора относительно поворота. Однако текстуру шкуры тигра (рис 3,б) и текстуру травы оператор дисперсии выделил слабо и нехарактерно.

Промежуточные результаты применения оператора среднего значения представлены на рис.4.

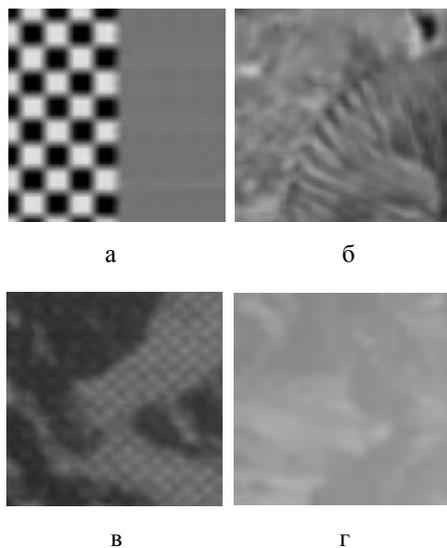


Рис. 4. Применение оператора среднего значения к изображениям на рис. 1

Результаты распознавания представлены на рис.5.

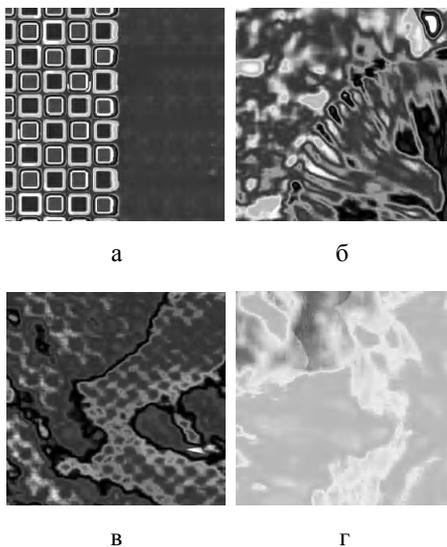


Рис. 5. Результаты распознавания при применении оператора среднего значения

Из сравнения изображений на рис.3 и 5 видно, что результаты применения оператора среднего значения (рис. 5, а, г) практически не отличаются от действия оператора дисперсии (рис.3, а, г), т.е. оператор среднего значения также является инвариантным к масштабу и повороту, как и оператор дисперсии. Несколько лучше оказалось различение текстур травы и окраски тигра (рис.5,б). Но хотя визуальное отличие лучше, чем на рис.3,б, тем не менее, оператор среднего значения выделил до 3 классов на текстуре травы и до 5 классов на окраске тигра. Хуже оказался и результат выделения классов на поверхности металлической детали (рис.5,в), оператор среднего значения выделил 4 класса вместо 3, выделенных оператором дисперсии (рис.3,в).

Промежуточные результаты применения оператора локальной дисперсии после предобработки изображения фильтрами максимума представлены на рис.6.

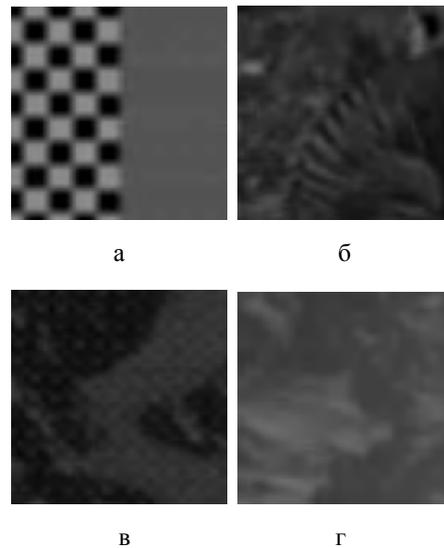


Рис. 6. Применение оператора локальной дисперсии после применения к изображению фильтра порядковой статистики максимума

Результаты распознавания с применением предобработки представлены на рис. 7.

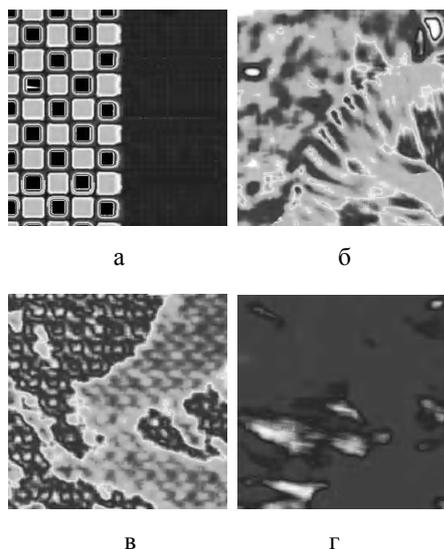


Рис. 7. Результаты распознавания при применении оператора локальной дисперсии после применения к изображению фильтра порядковой статистики максимума

Предобработка улучшила распознавание естественных текстур (рис.7,б), однако на шахматной доске (левая часть рис.7,а) выделено 5 классов. Это указы-

вадет на необходимость ограничения разрешения на результирующем изображении не более чем окно анализа.

Качество распознавания текстуры поверхности металла и льда сравнимо с качеством распознавания без применения предварительной фильтрации (рис.3,в,г).

Геометрические преобразования такого типа как масштабирование распознаются оператором локальной дисперсии при условии, что рисунок текстуры меньше окна обработки. Это видно из результатов обработки текстуры на рис. 1,а. В некоторых случаях эффективна предобработка изображения фильтром порядковой статистики максимума (рис.7,б,г), поэтому данный вопрос требует дальнейшего анализа.

Визуальный анализ результатов показывает, что текстуры, подвергнутые геометрическим преобразованиям такого типа как смещение, поворот, можно распознать с помощью таких признаков как локальная дисперсия, среднее значение.

Выводы

Текстурный анализ является той частью обработки изображений, которой требуется дальнейшая разработка ее теоретических основ.

Целесообразным является простой подход к текстурному анализу, основанный на построении сложных текстурных признаков на основе элементарных признаков, например дисперсия, среднее значение. В некоторых случаях эффективной является предобработка изображения фильтрами порядковой статистики максимума.

Сложный объект может быть идентифицирован по анализу суперпозиции соседних окон. При этом эталон должен содержать разномасштабные сочетания окон. Поворот должна осуществлять сама процедура идентификации. Для этого необходимо создать алгоритм, формирующий набор эталонных разномасштабных наборов признаков для любых объектов. Очевидно, должны учитываться выпуклости/вогнутости

объекта, так как при повороте часть его поверхности будет закрыта.

Разработку алгоритмов распознавания текстур целесообразно производить по искусственно созданным текстурам по заданному двумерному пространственному спектру. Изображения естественных объектов необходимо использовать на конечных стадиях анализа эффективности признаков.

При наличии перспективных искажений или сложных типов изменчивости объектов на изображениях данные методы необходимо комбинировать с другими, более информативными, например, со структурными методами.

Литература: 1. *Путятин Е.П., Аверин С.И.* Обработка изображений в робототехнике. М.: Машиностроение, 1990. 320 с. 2. *Яне Б.* Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2007. 584 с. 3. *Форсайт Д., Понс Ж.* Компьютерное зрение. Современный подход. М.: Издательский дом "Вильямс", 2004. 928 с. 4. *Анисимов Б.В., Курганов В.Д., Злобин В.К.* Распознавание и цифровая обработка изображений: Учеб. пособие для вузов. М.: Высшая школа, 1983. 294 с. 5. *Laws K.* Rapid texture identification. In SPIE Vol. 238 Image Processing for Missile Guidance, 1980. 376-380 p. 6. *Laws K.* Textured Image Segmentation, Ph.D. Dissertation, University of Southern California, January 1980. 7. *Чи-Мэн Пан и Мун-Чуен Ли.* Логарифмически-полярные вейвлет-сигнатуры для классификации текстур, инвариантных к вращению и масштабу. - IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 25, No. 5, 2003.

Поступила в редколлегию 21.02.2010

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Машталер В.П.

Путятин Евгений Петрович, д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедрой информатики ХНУРЭ. Научные интересы: анализ изображений, распознавание объектов. Адрес: Украина, 61736, Харьков, пр. Ленина, 14, тел.: (057) 7021-419.

Панченко Ирина Александровна, аспирантка кафедры информатики ХНУРЭ. Научные интересы: анализ изображений, программирование. Адрес: Украина, 61736, Харьков, пр. Ленина, 14, тел.: (057) 7021-419.