

УДК 004.93'11

ОБЗОР ТЕКСТУРНЫХ ПРИЗНАКОВ ДЛЯ ЗАДАЧ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ**Н.В. Колодникова**

В статье дано обоснование информативной значимости текстурных признаков по сравнению со спектральными признаками. Приведен обзор текстурных признаков.

Дано краткое описание каждого признака. Рассмотрена проблема выбора информативных признаков.

Введение

Сложная структура аэрокосмических наблюдений не позволяет эффективно решать задачи анализа данных по спектральным признакам непосредственно. Спектральные портреты объектов земной поверхности нестационарны, так как зависят от многих факторов, таких как рельеф, тип почв, климат, географическое положение местности. Чтобы повысить достоверность принимаемых решений, необходимо использовать априорную информацию о геометрии съемки, с одной стороны, и контекстную информацию самих изображений – с другой. Контекстная информация наблюдений выражается в виде пространственной организации элементов, границ, объектов. Знание контекста задачи, то есть ограничений, накладываемых на взаимные связи между компонентами изображения, повышает эффективность решающих правил. Простейшей формой контекстной информации для пикселя изображения является окрестность этого пикселя. В связи с этим доказано утверждение о том, что объектное решающее правило, когда берется фрагмент целиком, эффективнее пиксельного решающего правила [1]. Другой формой контекстной информации служит понятие текстуры, являющееся функционалом набора пикселей фрагмента. Предпочтительность текстурных признаков заключается в потенциальных возможностях агрегировать контекстную информацию с определенными свойствами инвариантности под конкретную задачу распознавания образов.

К сожалению, не существует теории синтеза текстурных признаков, обеспечивающих, например, минимум средних ошибок распознавания. В связи с этим текстурные признаки пока изобретаются, а качество их проверяется эмпирически для конкретной задачи классификации. Поэтому оправдан такой подход: синтезировать большое количество текстурных признаков и исследовать все подмножества расширенной системы спектрально-текстурных признаков на информативность.

Определение понятия текстуры

Несмотря на повсеместное присутствие текстур в изображениях и их важность, формального подхода к описанию текстуры и строгого ее определения пока не существует, и методы различения текстур, как правило, разрабатываются отдельно для каждого конкретного случая.

В [2] под текстурой понимают «пространственную организацию элементов в пределах некоторого участка поверхности». Там же объясняется, что эта организация обусловлена определенным статистическим распределением интенсивности серых тонов или тонов различного цвета. Участок может считаться текстурным, если количество отмечаемых на нем перепадов интенсивности или изменений цвета достаточно велико. В [3] текстурой называют «некоторым

образом организованный участок поверхности». А вот как дается определение текстуры в [4]: «Текстура – это матрица или фрагмент пространственных свойств участков изображений земной поверхности с однородными статистическими характеристиками».

Также можно дать определение текстуры, разделяя их следующим образом:

– по происхождению: на искусственные – графические знаки и узоры, расположенные на нейтральном поле, и естественные – например песок, вода, трава, лес, срезы дерева;

– по структуре поверхности: структурные, состоящие из геометрически правильных повторяющихся элементов, и стохастические, сформированные преобразованием последовательности коррелированных случайных чисел в соответствии с определенными алгоритмами; по носительным размерам элементов текстуры: мелкозернистые и крупнозернистые;

– по форме элементов текстуры: волнистые, пятнистые, неправильные, линейчатые и так далее [2].

Из приведенных выше определений следует, что текстура, в широком смысле этого слова, – это некоторый участок изображения, но не любой, а только тот, который имеет однородные статистические характеристики. А следовательно, текстуру можно описать некоторыми признаками. Под признаками текстур обычно понимают характерные свойства, общие для всех текстур данного класса [2]. Признаки текстур играют решающую роль для их классификации и при разделении изображений на отдельные области. Рассмотрим их подробнее, а для этого попробуем составить систему признаков.

Система текстурных признаков

Перед тем как начать распознавать текстуры, необходимо определить размер скользящего окна, с помощью которого они будут выделяться. Выбор размеров окна обусловлен тем, что текстура определяется окрестностью точки изображения. От размера скользящего окна $(2W + 1)(2W + 1)$ зависит, какие свойства ландшафтных объектов характеризуют вычисляемые текстурные признаки и в каком масштабе. Так, в более крупном окне отражаются свойства текстурной однородности более крупных ландшафтных объектов, при этом влияние отдельных пикселей окна на величину текстурной оценки снижается и заметно ухудшается пространственное разрешение конечной классификации. С другой стороны, в слишком малом окне может оказаться недостаточно статистической информации для адекватного описания свойств ландшафтных объектов [5]. Исследование влияния размера окна на правильную интерпретацию численных значений текстурных признаков показало, что в окнах размером 3×3 или 5×5 пикселей статистические текстурные меры больше действуют как обнаружители перепадов яркости, а не как измерители текстуры, хотя при этом сокращается время вычислений [4]. Слишком большие размеры окон могут исказить результаты из-за влияния краев структур и границ изображений. Однако большое окно позволяет достигнуть высокой статистической достоверности. Как оказалось, окна 20×20 пикселей наиболее эффективны для текстурной обработки аэрокосмических фотографий сельскохозяйственных угодий, пастбищ, лесных массивов и других сходных объектов [4]. Там же говорится, что при изменении размеров окна от 80×80 до 20×20 пикселей численные значения текстурных признаков изменялись на 5...10%. Дальнейшее изменение размера окна приводило к значительному искажению текстурных признаков.

Определившись с размером окна, можно приступить к формированию системы текстурных признаков. Так как признаков существует очень много, их можно разделить на группы [2]:

- признаки, основанные на измерении пространственных частот;
 - признаки, основанные на статистических характеристиках уровней интенсивности элементов разложения;
 - признаки, основанные на описании структурных элементов;
- Будем придерживаться приведенного деления признаков.

Признаки текстуры, основанные на измерении пространственных частот

В [6] описана автокорреляционная функция

$$A(\xi, \eta; j, k) = \frac{\sum_{m=j-W}^{j+W} \sum_{n=k-W}^{k+W} f(m, n) f(m - \xi, n - \eta)}{\sum_{m=j-W}^{j+W} \sum_{n=k-W}^{k+W} [f(m, n)]^2},$$

которая вычисляется в окне размером

$(2W + 1) \times (2W + 1)$ для каждой точки изображения (j, k) и при смещении $(\xi, \eta) = 0; \pm 1; \pm 2; \dots$

Здесь $f(m, n)$ – яркость пикселя в точке (m, n) .

При фиксированном сдвиге (ξ, η) большие значения $A(\xi, \eta, j, k)$ будут соответствовать области крупнозернистой текстуры, то есть размер зерна текстуры пропорционален ширине автокорреляционной функции, которая по определению является вторым моментом:

$$T(j, k) = \sum_{\xi=-T}^T \sum_{\eta=-T}^T \xi^2 \eta^2 A(\xi, \eta; j, k). \quad (1)$$

Таким образом, соотношение (1) может служить признаком, характеризующим зернистость текстуры.

Также можно использовать систему признаков, основанную на анализе спектра Фурье

$$\text{изображения } f(x, y) \text{ [2]: } F(u, v) = \iint_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) e^{-2\pi i(ux+vy)} dx dy.$$

Учитывая, что радиальное распределение спектра мощности $|F|^2$ чувствительно к зернистости изображения, систему признаков можно составить из значений спектра, усредненных

в пределах колец, центры которых находятся в начале координат: $\Phi_r = \int_0^{2\pi} |F(r, \theta)|^2 d\theta$, где r –

радиус. Угловое распределение спектра мощности чувствительно к ориентации текстуры. Текстура изображения, содержащей большое количество границ объектов или линий, ориентированных в данном направлении θ , соответствует большая величина спектра, сосредоточенная вблизи направления $\theta \pm \pi/2$, в то время как текстуре, не имеющей направленного характера, соответствует ненаправленный спектр. В этом случае признаки формируются усреднением спектра в пределах секторов, имеющих вершины в начале координат:

$$\Phi_\theta = \int_0^\infty |F(r, \theta)|^2 dr. \quad (2)$$

Для изображения, представленного в цифровой форме в виде матрицы $n \times n$ элементов, непрерывное преобразование Фурье заменяют его дискретным аналогом:

$$F(u, v) = \frac{1}{n^2} \sum_{k=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} f(k, j) e^{-2\pi i(ku+lv)}, \quad 0 \leq (u, v) \leq n-1. \quad (3)$$

Тогда система признаков примет вид:

$$\Phi_{r_1, r_2} = \sum |F(u, v)|^2 \left| \begin{array}{l} r_1^2 \leq u^2 + v^2 \leq r_2^2; \\ 0 \leq (u, v) \leq n-1. \end{array} \right. \quad (4)$$

$$\Phi_{\theta_1, \theta_2} = \sum |F(u, v)|^2 \left| \begin{array}{l} \theta_1 \leq \arctg\left(\frac{u}{v}\right) \leq \theta_2; \\ 0 \leq (u, v) \leq n-1. \end{array} \right.$$

Совместное использование признаков (3) и (4) позволяет сделать систему признаков чувствительной как к размерам, так и к ориентации элементов, образующих текстуру. В данной системе признаков обычно используют не более четырех колец и четырех секторов. Следует отметить, что при осуществлении преобразования (2) исходное изображение $f(k, j)$ рассматривается как периодическое, то есть, как будто крайний левый столбец матрицы входного сигнала точно соответствует крайнему правому столбцу, а верхняя строка – нижней. Поскольку в действительности крайние столбцы и строки отличаются друг от друга, то во входном сигнале появляются скачкообразные краевые эффекты. Вследствие этого возникает эффект ложной направленности, так как в спектре мощности появляются ложные высокие частоты, а это может привести к неправильному определению признаков текстуры. Для исключения этого эффекта используют метод подавления влияния апертуры, основанный на зеркальном отражении заданного изображения по осям x и y для получения изображения размером $2n \times 2n$. В новом изображении верхние и нижние строки, а также крайние столбцы совпадают, и краевых эффектов не возникает. Проведенные экспериментальные исследования показали, что применение метода подавления влияния апертуры при нахождении признаков текстур по спектру Фурье позволяет увеличить вероятность их правильной классификации в среднем на 6 % [2].

Признаки, основанные на статистических характеристиках

В качестве таких признаков можно использовать статистические моменты пространственных распределений, вычисляемые как меры однородности по одномерной гистограмме значений сигналов (характеристики 1-го порядка) и по двумерным гистограммам значений сигналов (характеристики 2-го порядка). Так, в качестве численных оценок текстуры по одномерной гистограмме можно использовать следующие статистические характеристики [5]:

k -й начальный момент

$$T_1^k = n^{-2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n [f(i, j)]^k; \quad (5)$$

энтропию

$$T_2 = - \sum_{g=0}^{N-1} F(g) \log_{10} F(g); \quad (6)$$

энергию

$$T_3 = \sum_{g=0}^{N-1} [F(g)]^2; \quad (7)$$

вариацию

$$T_4 = \sum_{g=0}^{N-1} (g - \mu)^2 F(g), \quad (8)$$

где n – размер скользящего окна ($n = 2W + 1$) в пикселях;

$f(i, j)$ – яркость пикселя в точке (i, j) скользящего окна;

N – количество градаций яркости изображения;

$F(g)$ – количество пикселей с яркостью g ;

μ – среднее в окне (T_{mom1}^1).

Анализ показывает, что текстурные оценки (5)–(8), вычисляемые по одномерной гистограмме частот, не учитывают взаимного расположения соседних пикселей в скользящем окне и позволяют оценивать лишь групповые свойства пикселей, входящих в состав того или иного ландшафтного объекта на аэрокосмическом изображении. Таким образом, данные оценки эффективны лишь для описания текстур с невыраженной пространственной регулярностью.

Для формирования текстурных признаков, учитывающих взаимное расположение пикселей внутри скользящего окна, в [3–5, 7] приводится подход, основанный на использовании матрицы смежности (другое название – матрица распределения градиентов [4]). В дальнейшем будем использовать понятие матрицы смежности.

Пусть анализируемое изображение является прямоугольным и имеет N_x элементов по горизонтали и N_y элементов по вертикали. При этом $G = \{1, 2, \dots, N\}$ – множество N квантованных значений яркости. Тогда изображение описывается функцией значений яркости из множества G , то есть $f: L_x \times L_y \rightarrow G$, где $L_x = \{1, 2, \dots, N_x\}$ и $L_y = \{1, 2, \dots, N_y\}$ – горизонтальные и вертикальные пространственные области соответственно. Набор N_x и N_y есть набор элементов разрешения в растровом изображении. Матрица смежности содержит относительные частоты p_{ij} наличия на изображении соседних элементов, расположенных на расстоянии d друг от друга, с яркостями $i, j \in G$. Обычно различают горизонтальные ($\alpha = 0^\circ$), вертикальные ($\alpha = 90^\circ$) и поперечно-диагональные ($\alpha = 45^\circ$ и $\alpha = 135^\circ$) пары элементов. Следует отметить, что эти матрицы симметричны, а именно $P(i, j, d, \alpha) = P(j, i, d, \alpha)$.

На основе вычисленных матриц смежности возможен расчет непосредственно численных оценок ряда текстурных признаков [5]:

среднее

$$T_5 = \mu_i = \mu_j = \sum_{i=0}^{N-1} \left[i \sum_{j=0}^{N-1} P(i, j) \right]; \quad (9)$$

энергия

$$T_6 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} [P(i, j)]^2; \quad (10)$$

вариация

$$T_7 = \sigma_i^2 = \sum_{i=0}^{N-1} \left[(i - \mu_2)^2 \sum_{j=0}^{N-1} P(i, j) \right]; \quad (11)$$

однородность

$$T_8 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P(i, j) / (1 + |i - j|), \quad (12)$$

где $P(i, j)$ – частота появления двух пикселей в скользящем окне с яркостью i и j под углом α на расстоянии d ;

σ_i – среднеквадратичное отклонение яркости в скользящем окне.

Статистические моменты (9)–(12) позволяют формировать текстурные признаки, учитывающие взаимное расположение соседних пикселей в скользящем окне, и соответственно являются эффективными для описания текстур с выраженной пространственной регулярностью.

В [2, 4] приводятся следующие текстурные признаки.

Второй угловой момент

$$T_9 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (P(i, j) / M)^2, \text{ где } M \text{ – общее количество пар, примыкающих друг к другу эле-}$$

ментов (например для $d = 1, \alpha = 0, M = 2N_y(N_x - 1)$), является мерой однородности (гомогенности) изображения и принимает в этом случае минимальное значение.

$$\text{Контраст } T_{10} = \sum_{n=0}^{N-1} n^2 \left[\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P(i, j) / M \right], |i - j| = n, \text{ определяется величиной локальных}$$

вариаций яркости изображения. С увеличением числа локальных вариаций контраст возрастает.

$$\text{Коэффициент корреляции } T_{11} = \sigma_x^{-1} \sigma_y^{-1} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N [ij(P(i, j) / M) - m_x m_y], \text{ где } m_x, m_y, \sigma_x,$$

σ_y – средние значения и среднеквадратичные отклонения для $p_x(i) = \sum_{j=1}^N P(i, j) / M$ и

$p_y(j) = \sum_{i=1}^N P(i, j) / M$ соответственно. T_{11} служит мерой линейности регрессионной зависимости яркости на изображении.

$$\text{Дисперсия } T_{12} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (i - m)^2 (P(i, j) / M) \text{ определяет вариации яркости относительно}$$

среднего значения.

Момент обратной разности $T_{13} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N [1 + (i-j)^2]^{-1} (P(i, j)/M)$ тесно связан с контра-

стом и отражает степень разброса элементов матрицы градиентов вокруг главной диагонали. Этот признак является альтернативой контрасту в случае влияния краевых структур, поскольку относительно большие разности в значениях яркости вносят минимальный вклад в конечный результат.

Суммарное среднее

$$T_{14} = \sum_{n=2}^{2N} n p_+(n), \quad (13)$$

где $p_+(n) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P(i, j)/M$ при $i + j = n$, $n = 2, 3, \dots, 2N$ – гистограмма сумм значений яр-

кости. T_{14} определяется гистограммой сумм значений яркости $p_+(n)$ по парам элементов изображения, которая непосредственно связана с матрицей смежности.

Суммарная дисперсия $T_{15} = \sum_{n=2}^{2N} (n - T_{14})^2 p_+(n)$ служит мерой вариаций яркости относительно суммарного среднего.

Суммарная энтропия для гистограммы сумм значений яркости $T_{16} = \sum_{n=2}^{2N} p_+(n) \log p_+(n)$ определяется классической мерой статистической теории информации и выражает неравномерность распределения яркостных свойств элементов изображения.

Энтропия $T_{17} = -\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (P(i, j)/M) \log(P(i, j)/M)$ определяется так же, как и суммар-

ная энтропия, но только для матрицы смежности.

Дифференциальная дисперсия $T_{18} = \sum_{n=0}^{N-1} \left[n - \sum_{m=0}^{N-1} p_-(m) \right]^2 p_-(n)$, $|i - j| = m$, выра-

жается через гистограмму разностей значений яркости $p_-(n) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P(i, j)/M$ по парам эле-

ментов изображения, которая образуется из матрицы смежности.

Дифференциальная энтропия $T_{19} = -\sum_{m=0}^{N-1} p_-(n) \log p_-(n)$ рассчитывается как суммарная энтропия и энтропия для матрицы смежности, но для гистограммы разностей значений яркости.

Информационная мера корреляции

$$T_{20} = \left\{ T_{17} + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p(i, j) \left[\log \sum_{j=1}^N p(i, j) \sum_{i=1}^N p(i, j) \right] / \max \{H(X)H(Y)\} \right\},$$

где $H(X) = -\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (P(i, j)/M) \log \sum_{j=1}^N (P(i, j)/M)$;

$$H(Y) = -\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N (P(i, j)/M) \log \sum_{i=1}^N (P(i, j)/M), \quad p(i, j) = P(i, j)/M.$$

$$\text{Информационная мера } T_{21} = \left\{ 1 - \exp \left[-2 \left(- \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N K(i, j) - T_{17} \right) \right] \right\}^{1/2},$$

$$\text{где } K(i, j) = \sum_{j=1}^N (P(i, j) / M) \sum_{i=1}^N (P(i, j) / M) \log \left(\sum_{j=1}^N (P(i, j) / M) \sum_{i=1}^N (P(i, j) / M) \right).$$

Информационные меры определяются соотношениями статистической теории информации для элементов матрицы смежности, гистограммы сумм значений яркости и гистограммы разностей значений яркости.

Максимальный коэффициент корреляции (второе наибольшее собственное значение Q)

$$T_{22} = Q^{1/2}, \text{ где } Q = \sum_{i=1}^N (P(i, k) / M) (P(j, k) / M) / \sum_{j=1}^N (P(i, j) / M) \sum_{i=1}^N (P(i, j) / M) - \text{нормиро-}$$

ванная энергия матрицы смежности, вычисляется по матрице смежности, рядам из элементов строк и столбцов этой матрицы и обладает свойствами, которые не проявляются в T_{11} (коэффициент корреляции).

Текстурные признаки $T_9, T_{16}, T_{17}, T_{19}, T_{20}, T_{22}$ обладают свойствами инвариантности при монотонных преобразованиях яркости. Для реальных текстур перед вычислением матрицы распределения градиентов динамический диапазон изображений по яркости иногда уменьшают путем соответствующей нелинейной обработки (например эквализации) до $N = 4 \dots 16$.

Еще можно выделить текстурные признаки на основе двумерной гистограммы распределения яркостей, которая строится следующим образом: вводится двумерный целочисленный массив $B(s, r)$ с размерностью N по каждой координате. Обозначим через $S(,)$ – интенсивности оцифрованного изображения одного из каналов, а $R(,)$ – интенсивность оцифрованного изображения другого канала спутниковых данных. Анализируются яркости канала $s \in S$ и канала $r \in R$. Эти значения округляются до ближайшего целого, и осуществляется накопление частот всех пар значений (s, r) в массиве $B(s, r)$ с последующей нормировкой. На основании этой двумерной гистограммы распределения яркостей можно выделить следующие основные текстурные признаки.

$$\text{Среднее по каналу } S(,) \quad T_{23} = \sum_{-m}^m \left[\mu \sum_{-m}^m B(\mu, \nu) \right], \quad \mu \in S(s, r).$$

$$\text{Среднее по каналу } R(,) \quad T_{24} = \sum_{-m}^m \left[\nu \sum_{-m}^m B(\mu, \nu) \right], \quad \nu \in R(s, r).$$

$$\text{Энтропия } T_{25} = - \sum_{-W}^W \sum_{-W}^W B(\mu, \nu) \ln B(\mu, \nu).$$

$$\text{Энергия } T_{26} = \sum_{-W}^W \sum_{-W}^W [B(\mu, \nu)]^2.$$

$$\text{Корреляция } T_{27} = \sum_{-W}^W \sum_{-W}^W (\mu - T_{23})(\nu - T_{24}) B(\mu, \nu).$$

Информационная мера $T_{28} = \sum_{-W}^W \sum_{-W}^W B(\mu)B(\nu) \ln B(\mu, \nu)$.

Признаки, основанные на описании структурных элементов

В последнее время все большее развитие получает структурный подход к описанию текстур, основанный на анализе формы и размеров элементов, составляющих текстуру, вычислении локальных признаков и анализе распределения элементов текстуры по полю изображения. В [2] представлены признаки, базирующиеся на длинах серий. Длина серии текстуры – это число элементов строки раstra, имеющих постоянную яркость. Пусть $C_p(i, j)$ означает количество линий, длина которых равна j и которые ориентированы в направлении p . Эти линии состоят из точек изображения, уровни интенсивности которых лежат в i -м интервале. Тогда можно выделить следующие признаки.

Вес линий, имеющих постоянную оптическую плотность, $T_{29} = \frac{\sum_{i,j} j^2 C_p(i, j)}{\sum_{i,j} C_p(i, j)}$.

Этот признак характеризуется тем, что для любого уровня серого вес каждой линии увеличивается по мере увеличения длины.

Распределение уровней серого $T_{30} = \frac{\sum_i \left(\sum_j C_p(i, j) \right)^2}{\sum_{i,j} C_p(i, j)}$. Этот признак имеет минимум в

тех случаях, когда число линий постоянной оптической плотности равномерно распределено по уровням серого.

Распределение длины линий постоянной оптической плотности $T_{31} = \frac{\sum_j \left(\sum_i C_p(i, j) \right)^2}{\sum_{i,j} C_p(i, j)}$

имеет минимум при равномерном распределении.

Относительное число линий постоянной оптической плотности $T_{32} = \frac{\sum_{i,j} C_p(i, j)}{N_x N_y}$. Значение признака максимально, когда все линии имеют малые длины.

Проблема выбора информативных признаков

Следует отметить, что не все рассмотренные текстурные характеристики одинаково информативны при классификации тех или иных ландшафтных образований, поэтому для увеличения вычислительной эффективности алгоритмов необходимо решать задачу анализа информативности и оптимизации расширенной системы признаков.

Основной вопрос при построении системы признаков заключается в том, чтобы определить, какие и сколько признаков необходимо выделить для надежной классификации объектов

на аэрокосмическом изображении. При этом следует руководствоваться принципом учета свойств регулярности объекта – если классифицируемый объект обладает некоторой регулярностью, то эту регулярность необходимо положить в основу формирования системы признаков. Более того, необходимо предусмотреть, чтобы эта регулярность была присуща всем объектам, принадлежащим данному классу [5].

В [8] говорится, что формальной процедуры задания исходной системы признаков пока не существует. Признаки, используемые при решении тех или иных задач, задаются лишь на основании опыта и интуиции специалиста. Из выбранной таким способом исходной системы затем выбирается тем или иным формальным путем более экономичная и наиболее информативная подсистема описания образов. Сам же процесс задания исходной системы никак не формализован. Существует мнение, что нужно задавать все, что только можно заподозрить в информативности. Но это верно только в принципе. На практике же чрезмерное раздувание исходной системы признаков не безвредно из-за того, что степень представительности выборки одного и того же объема обратно пропорциональна размерности пространства признаков. В случае использования некоторых решающих функций добавление признаков при малой обучающей выборке может не только не улучшить, но даже ухудшить качество обучения устройства. Разумеется, при неограниченной выборке добавление признака, даже не несущего никакой информации, никогда не может ухудшить качество распознавания.

В проблеме выбора информативных признаков следует выделить два основных момента, а именно: необходимо определить функционал информативности подсистемы признаков и технологию формирования последовательностей исследуемых на информативность подпространств признаков [8]. Прежде всего заметим, что адекватным задаче оценивания качества (информативности) комплексов признаков является лишь средний риск или эмпирическая оценка последнего по обучающей выборке, то есть тот же критерий, минимизацией которого получено оптимальное (байесово) правило распознавания образов. Что касается способов выбора подпространств признаков, то разнообразие применяемых на практике способов невелико. Заметим, что решение поставленной задачи известно и тривиально: для получения оптимальной подсистемы из k признаков, выбранных среди n исходных компонентов вектора наблюдения, нужно лишь произвести сравнение вычисленных на разных k -мерных подпространствах значений критерия информативности и зафиксировать тот набор k признаков, на котором выбранный критерий достигает оптимума. Количество таких подсчетов критерия оптимальности равно числу $\binom{n}{k}$ - сочетаний из n признаков по k и для сравнительно небольших k и n составляет астрономические цифры затрат машинного времени.

Ввиду сказанного, на практике широко применяются способы усеченных переборов подпространств признаков. Так, в алгоритме, условно обозначенном «А», осуществляется усеченный перебор, сокращающий систему признаков путем выбрасывания одного за другим малоинформативных признаков. В варианте «Б» система информативных признаков набирается последовательно путем включения один за другим высокоинформативных признаков. К.Т. Протасовым [9] реализован комбинированный алгоритм выбора информативных подпространств k признаков, представляющий собой модифицированный вариант усеченного перебора. Процесс

расширения системы признаков блоками продолжается до тех пор, пока информативная совокупность $i + j + \dots + l$ признаков не достигнет искомой величины k . В частном случае, полагая $i = j = \dots = l = 1$, мы получим алгоритм «Б». Аналогичное обобщение допускает алгоритм усеченного перебора подпространств «А», в котором сокращение исходной размерности n также осуществляется блоками в режиме условно полного перебора. Тем самым предлагаемый алгоритм позволяет рассматривать дополнительные варианты пространств признаков и исследовать их на информативность.

Заключение

В заключение следует упомянуть о тенденциях в развитии методов описания текстур [2]. В последнее время все больше появляется работ по анализу текстур цветных изображений и динамических текстур. При анализе текстур цветных изображений для их описания вводятся дополнительные признаки, основанные на измерении уровней интенсивности каждого цвета и их распределения по полю изображения. При анализе динамических текстур, меняющихся во времени, вводится фактор времени, представляющий собой третье измерение, добавляемое к двум пространственным координатам. Все изменения текстуры в этом случае моделируются перемещением отдельных неизменных частей (сдвигом, вращением).

Современное состояние проблемы анализа текстур характеризуется многообразием предложенных методов, что объясняется как широким диапазоном рассматриваемых текстурных объектов, так и различным характером решаемых задач.

ЛИТЕРАТУРА

1. Протасов К.Т. Непараметрический алгоритм распознавания объектов подстилающей поверхности Земли по данным аэрокосмической съемки / К.Т. Протасов, А.И. Рюмкин // Вестник Томского государственного университета. – 2002. – № 275. – С. 41–46.
2. Андреев Г.А. Анализ и синтез случайных пространственных текстур / Г.А. Андреев, О.В. Базарский, А.С. Глауберман, А.И. Колесников, Ю.В. Коржик, Я.Л. Хлявич // Зарубежная радиоэлектроника. – 1984. – №2. – С. 3–33.
3. Харалик Р.М. Статистический и структурный подходы к описанию текстур // ТИИЭР. – 1979. – Т. 67. – № 5.
4. Потапов А.А. Новые информационные технологии на основе вероятностных текстурных и фрактальных признаков в радиолокационном обнаружении малоконтрастных целей // Радиотехника и электроника. – 2003. – Т. 48. – № 9. – С. 1101–1119.
5. Напрюшкин А.А. Алгоритмическое и программное обеспечение системы интерпретации аэрокосмических изображений для решения задач картирования ландшафтных объектов: Дис. ... канд. техн. наук. – Томск, 2002. – 183 с.
6. Прэтт У. Цифровая обработка изображений / Пер. с англ. – М.: Мир, 1982.
7. Обиралов А.И. Дешифрование снимков для целей сельского хозяйства. – М.: Недра, 1982. – 144 с.
8. Загоруйко Н.Г. Методы распознавания и их применение. – М.: Изд-во «Советское радио», 1972. – 208 с.

9. Pushkareva T.G. Detection of fires from satellite images using a nonparametric algorithm of pattern recognition in space of the informative parameters / T.G. Pushkareva, K.T. Protasov // Proceedings of SPIE. – 2000. – V. 4341. – Pp. 283–285.