

К. т. н. В. Г. ИВАНОВ, О. С. РАДИВОНЕНКО

Украина, г. Харьков, Нац. юридическая академия им. Я. Мудрого,
 НАКУ им. Н. Е. Жуковского "ХАИ"
 E-mail: nuau@bestnet.kharkov.ua, ORadivonenko@mail.ru

Дата поступления в редакцию
 05.06—25.10 2006 г.

Оппонент д. т. н. С. Г. АНТОЩУК
 (ОНПУ, г. Одесса)

КОМБИНИРОВАННЫЙ ПОДХОД К КОДИРОВАНИЮ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ФРАГМЕНТОВ

Эффективный подход базируется на использовании дискретных косинусных преобразований и коэффициентов Хаара в качестве пространства признаков и классификации на основе нечеткой логики.

Решение многих задач специальной радиоэлектронной аппаратуры базируется на отображении формальных описаний тех или иных алгоритмов обработки данных в технической среде. Чем выше точность смоделированного алгоритма, тем более эффективна реализация и функционирование аппаратуры сжатия данных [1].

Быстрое развитие цифровых технологий получения, хранения и обработки цифровых фото- и видеоизображений, а также увеличение объемов хранимой и передаваемой посредством компьютерных сетей графической информации, определяет актуальность разработки новых, более эффективных алгоритмов сжатия изображений [2]. Одним из новых направлений в теории кодирования изображений является применение автоматической классификации.

Классификация изображений играет важную роль при решении многих задач, таких как системы технического зрения роботов, распознавание образов, анализ рентгенографических медицинских снимков и проч. В общей постановке задача автоматической классификации может рассматриваться как задача принятия решений в условиях отсутствия информации о вероятностных распределениях образов и числе классов и решается методами кластерного анализа [3]. При решении задачи автоматической классификации возникают следующие проблемы: выбор информативного признакового пространства, выбор меры сходства и, наконец, выбор метода классификации.

В настоящей работе представлен новый комбинированный подход к сжатию графической информации, основанный на применении дискретного косинусного преобразования и преобразования Хаара для формирования признакового пространства и последующей классификации фрагментов методами нечеткой логики, т. е. выполнения нечеткой кластеризации. Использование метода классификации, основанного на теории нечетких множеств, позволяет более реалистично учесть особенности изображений как сложных объектов.

Характерной особенностью изображений как типа данных является избыточность в двух измерениях. Это свойство изображений проявляется в том, что при разбиении на классы переход от принадлежности к непринадлежности элементов к классам скорее постепенен, нежели скачкообразен. То есть требование нахождения однозначной кластеризации элементов при кодировании изображений является достаточно жестким, и методы нечеткой кластеризации позволяют его ослабить.

В общем случае задачей нечеткой кластеризации является нахождение нечеткого разбиения или нечеткого покрытия множества элементов исследуемой совокупности, которые образуют структуру нечетких кластеров в рассматриваемых данных. Эта задача сводится к нахождению степеней принадлежности элементов универсума искомым нечетким кластерам, которые в совокупности определяют нечеткое разбиение или нечеткое покрытие исходного множества рассматриваемых элементов. В отличие от алгоритмов жесткой кластеризации, где каждый фрагмент может принадлежать лишь к одному классу, нечеткие методы кластеризации позволяют фрагментам принадлежать многим классам с различными значениями степени уверенности.

Нечеткая классификация фрагментов

В данной работе представлен подход к сжатию графической информации на основе лингвистического описания. Рассматривается простая языковая система, словарь которой содержит два типа слов: слова первого типа служат для обозначения формы некоторых характерных для изображения фрагментов, слова второго типа — для указания места, где располагаются такие фрагменты на изображении [4].

Мы ограничились простейшей формой фрагментации, когда поле изображения разбивается без перекрытия на квадраты, размер которых выбирается из тех соображений, чтобы, с одной стороны, их было как можно меньше, а с другой — чтобы подавляющую часть выделенных фрагментов можно было считать однородными.

Введем основные понятия и определения.

Пусть A — целочисленная матрица-изображение размерностью $N \times N$, элементами которой являются точки (пиксели), закодированные n битами $a_{ij} \in [L_1, L_2]$, где $[L_1, L_2]$ — диапазон изменения уровней яркости.

Пусть P — множество разбиений матрицы A . Каждое p_{ij} — матрица размерностью $M \times M$, $i, j = 1, 2, \dots, \frac{N}{M}$.

Необходимо получить следующую аппроксимирующую совокупность $P^* \in P$, удовлетворяющую условию $P - P^* < \epsilon$, где ϵ — малое наперед заданное число, определяющее ошибку аппроксимации.

Нечеткая классификация проводится как в пространстве сигналов, так и в пространстве признаков. В качестве признаков классификации используются коэффициенты дискретного косинусного преобразования (ДКП)

$$D(i, \alpha) = \frac{1}{\sqrt{M}} I(\alpha) \sum_{i=0}^{M-1} \frac{p_i \cos(2i+1)\alpha\pi}{2M}, \quad (1)$$

где

$$I(\alpha) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{M}}, & \alpha = 0; \\ \frac{\sqrt{2}}{\sqrt{M}}, & \alpha = 1, 2, \dots, M-1, \end{cases} \quad (2)$$

и коэффициенты преобразования Хаара [5]

$$X_i^n = X_{2i-1}^{(n-1)} + X_{2i}^{(n-1)}, \quad (3)$$

где $n=1, 2, \dots, (\log_2 M - 1)$, $i=1, 2, \dots, \frac{M}{2^n}$; $X_{i^*}^0$ — исходные отсчеты сигналов изображения;

$$B_{mj} = \frac{1}{M} 2^{\frac{m-1}{2}} \left[X_{2j-1}^{(\log_2 M - 1)} - X_{2j}^{(\log_2 M - 1 - m^*)} \right], \quad (4)$$

где $m=1, 2, \dots, \log_2 M$; $j=1, 2, \dots, 2^{m-1}$, а для выражения, стоящего в квадратных скобках, $m^* = m - 1$.

$$C_{01} = \frac{1}{M} \left[X_{2j-1}^{\log_2 M - 1} + X_{2j}^{\log_2 M - 1} \right]. \quad (5)$$

Для нечеткой классификации применен алгоритм Fuzzy C-means (FCM) — нечетких C-средних [6].

Алгоритм FCM относится к приближенным алгоритмам поиска экстремума целевой функции при наличии ограничений. В результате выполнения алгоритма определяется локально-оптимальное нечеткое разбиение, которое описывается совокупностью функций принадлежности, а также центры (типичные представители) каждого из нечетких кластеров.

Суть метода состоит в предположении о том, что искомые кластеры представляют собой нечеткие множества, образующие нечеткое покрытие исходного множества объектов кластеризации $\tilde{P} = P$. Значения функций принадлежности ограничены диапазоном $(0 \dots 1)$. Сумма всех функций принадлежности каждого фрагмента всем классам равна единице.

$$\sum_{k=1}^c \mu_{p_k}(p_i) = 1, (\forall p_i \in P). \quad (6)$$

Для каждого искомого нечеткого кластера вводится понятие *центра*

$$v_j^k = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{p_k}(p_i))^m \cdot x_j^i}{\sum_{i=1}^n (\mu_{p_k}(p_i))^m}, (\forall k \in \{2, \dots, c\}, \forall p_i \in P), \quad (7)$$

где m — экспоненциальный вес нечеткой кластеризации ($m \in R, m > 1$), значение которого задается в зависимости от мощности множества P . Чем больше элементов содержит множество P , тем меньшее значение выбирается для m .

Целью нечеткой кластеризации является отыскание функций принадлежности для каждого класса таких, которые обеспечивают кластеризацию вокруг центров каждого класса. Таким образом, алгоритм FCM может быть представлен как минимизация целевой функции, представленной в виде суммы квадратов взвешенных отклонений координат объектов кластеризации от центров искомым нечетких кластеров:

$$F(P_k, v_j^k) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (\mu_{p_k} \cdot (p_i))^m \sum_{j=1}^q (x_j^i - v_j^k)^2. \quad (8)$$

Целевая функция является минимизированной, когда большие значения функций принадлежности соответствуют фрагментам, близким к центру класса. Эта проблема описывается нелинейными зависимостями и решается итеративно. В каждой итерации получают новое множество функций принадлежности и центров классов.

Алгоритм можно представить в виде следующей последовательности шагов.

1. Задание количества искомым нечетких кластеров c ($c \in N, c > 1$), максимального количества итераций s ($s \in N$), параметра сходимости алгоритма ϵ ($\epsilon \in R_+$), экспоненциального веса m расчета целевой функции и центров кластеров. Задание исходного нечеткого разбиения \tilde{P} на c пустых нечетких кластеров путем присваивания значений функциям принадлежности $\mu_k(p_i)$, ($\forall k \in \{2, \dots, c\}, \forall p_i \in P$).

2. Вычисление центров нечетких кластеров (7) для текущего нечеткого разбиения, вычисление значения целевой функции (8).

3. Формирование нового нечеткого разбиения \tilde{P} исходного множества кластеризации P , характеризуемое совокупностью функций принадлежности $\mu'_k(p_i)$, ($\forall k \in \{2, \dots, c\}, \forall p_i \in P$)

$$\mu'_k(p_i) = \left(\sum_{l=1}^c \left(\frac{\sqrt{\left(\sum_{j=1}^q (x_j^i - v_j^l)^2 \right)^{\frac{2}{m-1}}}}{\sqrt{\left(\sum_{j=1}^q (x_j^i - v_j^k)^2 \right)^{\frac{2}{m-1}}}} \right)^{-1} \right)^{-1}. \quad (9)$$

4. Повторение шагов 2 и 3 до обеспечения сходимости алгоритма либо до достижения наперед заданного количества итераций s . Сходимость достигнута, когда максимальное изменение функций принадлеж-

ности всех пикселей между двумя итерациями меньше, чем наперед заданная малая величина ϵ .

На следующем этапе центр каждого из выявленных кластеров принимается за отдельное слово, и результирующий словарь форм P^* есть совокупность таких слов. В качестве словаря мест используется матрица позиционирования выделенных классов фрагментов на изображении, размерность которой определяется количеством исходных первоначальных фрагментов. Затем содержимое этой матрицы подвергается сжатию без потерь информации одним из известных методов.

Экспериментальные результаты

Реализация алгоритма предложенного метода была осуществлена средствами пакета Matlab 6.1 [7]. Проведены вычислительные эксперименты на тестовых изображениях «Zelda», «Cameman» и ряде фотоизображений. Проведено сравнение предлагаемого метода с классическими жесткими методами классификации.

Результаты показали, что для заданного коэффициента сжатия предлагаемый метод обеспечивает более высокое качество изображения (среднеквадратическая ошибка — СКО меньше в 2,1—1,4 раза) по сравнению с классическими методами классификации. Классические методы отличаются от метода FCM более простой процедурой группирования фрагментов без предварительного задания необходимого числа кластеров и перемещений точек изображения между ними (см. рис. 1). При значениях СКО 16%, обеспе-

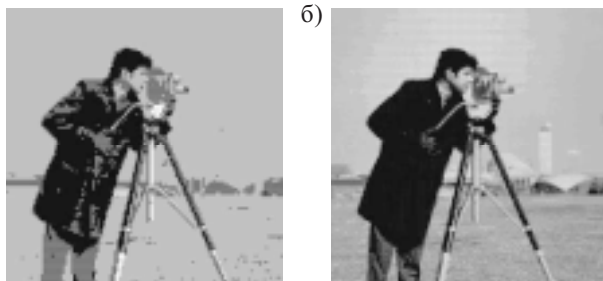


Рис. 1. Экспериментальные результаты для тестового изображения Cameman.tif при $M=2$, пространство признаков — ДКП, количество классов $c=16$, коэффициент сжатия $\gamma=9,14$:

a — классическая жесткая классификация, СКО=20,22%; *б* — нечеткая кластеризация, СКО=13,5%

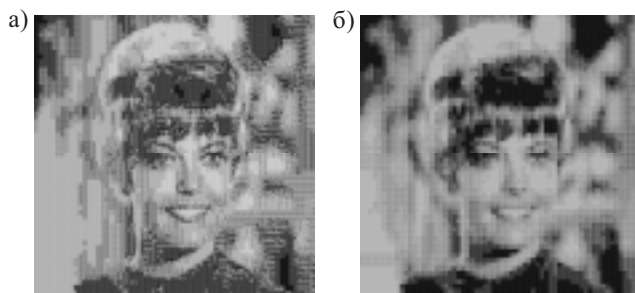


Рис. 2. Сравнительные результаты для тестового изображения Zelda.bmp при СКО=17%:

a — классическая классификация при $M=4$, пространство признаков — ДКП, $c=51$, $\gamma=21,5$; *б* — нечеткая кластеризация при $M=4$, пространство признаков — ДКП, $c=8$, $\gamma=44,02$

чивающих приемлемое качество изображений, предлагаемый метод обеспечивает более высокое значение коэффициента сжатия — 44 к 21 (рис. 2).

Обращает на себя внимание и объем информации, необходимый для кодирования областей и матрицы их позиционирования. С увеличением СКО наступает момент, когда объем адресной информации начинает превосходить объем данных закодированных классов, что может стать источником резерва повышения эффективности сжатия.

В таблице представлены результаты вычислительных экспериментов для изображения Zelda.bmp.

Результаты вычислительных экспериментов для изображения Zelda.bmp

Размер блока	Количество классов	Нечеткая классификация		Жесткая (классическая) классификация		Размер, Кб	Степень сжатия
		cos	пиксел	cos	пиксел		
8	100	0,161	0,1626	0,1901	0,1778	3683	18,09
8	50	0,1688	0,1684	0,2316	0,2125	2015	33,06
8	16	0,1959	0,1959	0,2758	0,2593	982	67,84
8	8	0,2297	0,2297	0,32	0,2885	678	98,25
4	100	0,1118	0,112	0,183	0,1556	3844	17,33
4	50	0,1173	0,1152	0,2109	0,1858	3097	21,51
4	16	0,1463	0,1463	0,2955	0,2363	1970	33,81
4	8	0,1692	0,1692	0,2962	0,2677	1513	44,03
2	100	0,0702	0,0698	0,1031	0,1031	12436	5,36
2	50	0,0779	0,0791	0,1322	0,1323	10613	6,28
2	16	0,1041	0,1035	0,2087	0,2087	7076	9,41
2	8	0,1247	0,1248	0,2655	0,2655	5317	12,53

На рис. 3 представлены графики зависимости среднеквадратической ошибки от степени сжатия для методов классической и нечеткой кластеризации.

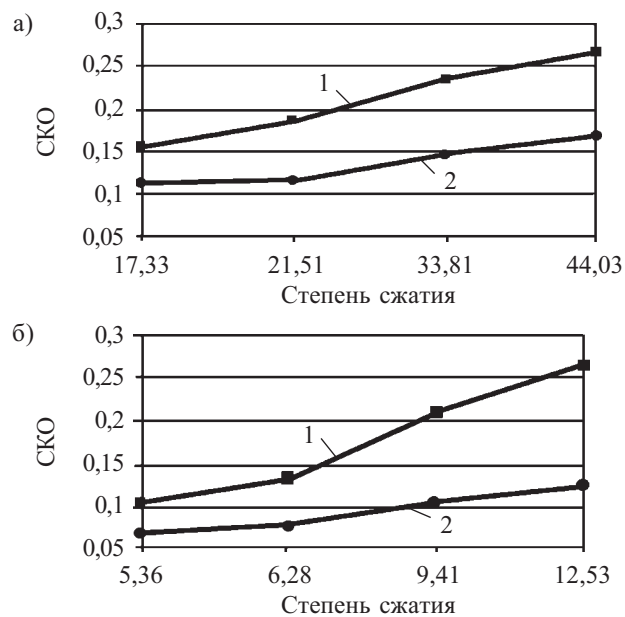


Рис. 3. Графики зависимости среднеквадратической ошибки от степени сжатия для методов классической (1) и нечеткой (2) кластеризации для изображения Zelda.bmp: *a* — матрица с $M=4$; *б* — $M=2$

Заключение

Таким образом, новый комбинированный подход к сжатию графической информации, основанный на применении дискретного косинусного преобразования и преобразования Хаара для формирования признакового пространства и последующей классификации фрагментов методами нечеткой логики, оказался эффективнее методов классической кластеризации. Он обеспечивает более высокое качество изображения, более высокое значение коэффициента сжатия. Кроме того, с увеличением СКО наступает момент, когда объем адресной информации начинает превосходить объем данных закодированных классов, что может стать источником резерва повышения эффективности сжатия.

ИСПОЛЬЗОВАННЫЕ ИСТОЧНИКИ

1. Иванов В. Г. Параллельные и последовательные структуры Хаара для цифровой обработки сигналов // Электронное моделирование.— 2005.— № 3.— С. 55—66.

2. Иванов В. Г., Любарский М. Г., Ломоносов Ю. В. Фурье и вейвлет анализ изображений в плоскости JPEG технологий // Проблемы управления и информатики.— 2004.— № 5.— С. 111—124.

3. Земсков В. Н., Ким И. С. Сжатие изображений на основе автоматической классификации // Известия вузов. Электроника.— 2003.— № 3.— С. 50—56.

4. Иванов В. Г. Кодирование изображений на основе автоматической классификации и позиционирования фрагментов // Матри 12-ї Міжнар. конф. з автоматичного управління «Автоматика—2005». Т. 3.— Харків.— 2005.— С. 80—81.

5. Иванов В. Г. Формальное описание дискретных преобразований Хаара // Проблемы управления и информатики.— 2003.— № 5.— С. 68—75.

6. Bezdek J. C. Pattern recognition with Fuzzy objective function algorithms.— New York: Plenum Press, 1981.

7. Леоненков А. В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH.— СПб: БХВ-Петербург, 2005.

НОВЫЕ КНИГИ**НОВЫЕ КНИГИ**

Загидуллин Р. Ш., Карутин С. Н., Стешенко В. Б. System View. Системотехническое моделирование устройств обработки сигналов.— М.: Горячая линия-Телеком, 2005.— 294 с., ил.

Изложены основы инженерных методов синтеза и расчета основных классов радиотехнических устройств с использованием пакета программ System View компании Elanix, который обеспечивает возможность всестороннего анализа свойств систем, включая алгоритмы аналоговой или цифровой обработки сигналов, синтеза фильтров, анализа и синтеза систем управления и систем связи, моделирования динамических систем на уровне функциональных блоков.

Книга содержит необходимый теоретический материал и значительное количество практических примеров. Особенностью книги является то, что изложение ведется не от описания возможностей пакета, а от постановки конкретной радиотехнической задачи.

Для инженеров и студентов радиотехнических специальностей.

**НОВЫЕ КНИГИ**

Основы построения систем и сетей передачи информации: Учебное пособие для вузов / В. В. Ломовицкий, А. И. Михайлов, К. В. Шестак, В. М. Щекотихин.— М.: Горячая линия-Телеком, 2005.— 382 с., ил.

Систематизированы сведения по вопросам построения современных систем и сетей передачи информации. Приведены основные положения и рассмотрены перспективы развития систем восстановления и управления единой сети электросвязи Российской Федерации, особенности построения первичных и вторичных сетей связи, цифровой сети с интеграцией служб. Рассмотрены основные подходы и методы оценки эффективности функционирования телекоммуникационных сетей общего пользования. Книга базируется на уже достаточно известных сведениях и подходах к построению систем и сетей передачи информации, а также содержит оригинальный материал по особенностям построения систем связи с повышенной устойчивостью к внешним воздействиям.

Для студентов, обучающихся по направлению «Телекоммуникации»; может быть полезна специалистам, занимающимся эксплуатацией средств связи.

