

$$C_1 = \sum_{i,j=1}^N (i-j)^2 C(i,j),$$

$$C_2 = \sum_{i,j=1}^N (i - M_x + j - M_y)^3 C(i,j),$$

$$C_3 = \sum_{i,j=1}^N (i - M_x + j - M_y)^4 C(i,j),$$

$$C_4 = \sum_{i,j=1}^N C(i,j) \log C(i,j), \quad M_x = \sum_{i,j=1}^N i C(i,j), \quad M_y = \sum_{i,j=1}^N j C(i,j).$$

где C_1 – контрастность; C_2 – тень кластеризации; C_3 – выпуклость кластеров; C_4 – энтропия.

В общем случае схему обнаружения цели можно представить в виде представленном на рис.1.



Рис.1. Схема выделения целевого объекта из изображения

Входное изображение разделяется на подблоки, размеры которого могут составлять 16×16 , 8×8 , 4×4 пикселей в зависимости от размеров целевого объекта в изображении и определяются заранее. Эти подблоки затем подвергаются разложению с использованием двумерного дискретного вейвлет-преобразования. Затем считываются матрица смежности полутоновых значений $C()$ для всех подблоков и признаки смежности: контраст, тень кластеризации, выпуклость кластеров и энтропия. Далее определяется корневой блок, т.е. блок с максимальным значением нормированных характеристик смежности. И, наконец, применяется метод наращивания области корневого блока, т.е. объединения тех соседних блоков из восьми существующих, у которых значения характеристик не отличаются от значений характеристик корневого блока больше чем на заданный порог. Затем все блоки объединяются и представляются в виде прямоугольника для выделения целевого объекта.

При обычном ортогональном вейвлет-разложении аппроксимирующие коэффициенты раскладываются на аппроксимирующие и детализирующие коэффициенты более низкого уровня, а затем процедура применяется к вновь полученным аппроксимирующим коэффициентам. Детализирующие коэффициенты далее не анализируются (рис.2 а,б). Идея пакетного вейвлет-анализа состоит в том, чтобы раскладывать также и детализирующие коэффициенты, используя тот же самый метод разложения. Это дает более богатый анализ (рис.2 в). Пакетные вейвлет-функции $\omega_n(x)$ могут быть определены рекурсивно. Пусть $\varphi(x)$ и $\psi(x)$ - ортогональная масштабирующая функция и вейвлет с фильтрами h_n и g_n соответственно. Полагаем $\omega_0(x) = \varphi(x)$ и $\omega_1(x) = \psi(x)$ и определим для любого натурального n функции $\omega_{2n}(x) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_k \omega_n(2x - k)$, $\omega_{2n+1}(x) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} g_k \omega_n(2x - k)$.

Разложение функции $f(x)$ по базису $\omega_n(x - k)$ и есть вейвлет-пакетное разложение.

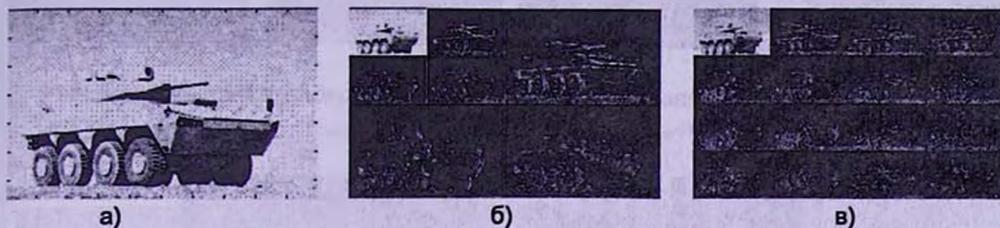


Рис.2: а - первоначальное изображение, б - дискретное вейвлет-разложение, в - вейвлет-пакетное разложение

Как видно из рис.2, информация об объектах содержится не только в аппроксимирующих коэффициентах, но и в детализирующих, в которых ярко выражены резкие границы всего обнаруживаемого объекта, т.е. контуры объектов, распознаваемых вследствие использования высокочастотных фильтров (рис.3). Поэтому крайне необходимо анализировать и детализирующие коэффициенты. В этом аспекте особенно эффективным является использование вейвлет-пакетного преобразования для целей конечного распознавания. Так, анализ текстур требует идентификации собственных атрибутов или характеристик, используемых для различения текстур, возникающих в процессе сегментации, классификации и распознавания изображений объектов. При анализе текстурных изображений, в отличие от различных других типов изображений, большая часть информации содержится не в низкочастотной части изображения, т.е. в аппроксимирующих коэффициентах, а в коэффициентах, характеризующих средними частотными областями, т.е. в детализирующих коэффициентах.

На рис.2 а, б и рис.4 а, б предствлены вейвлет-декомпозиции обычного и текстурного изображений. При разложении обычного изображения образ,

получаемый из аппроксимирующих коэффициентов. схож с первоначальным изображением, в случае текстурированного изображения указанное сходство исчезает. Однако сходное изображение можно найти в изображении, получаемом с помощью детализирующих коэффициентов (ограниченных кружками на рис.4), которые в дальнейшем и подвергаются разложению.

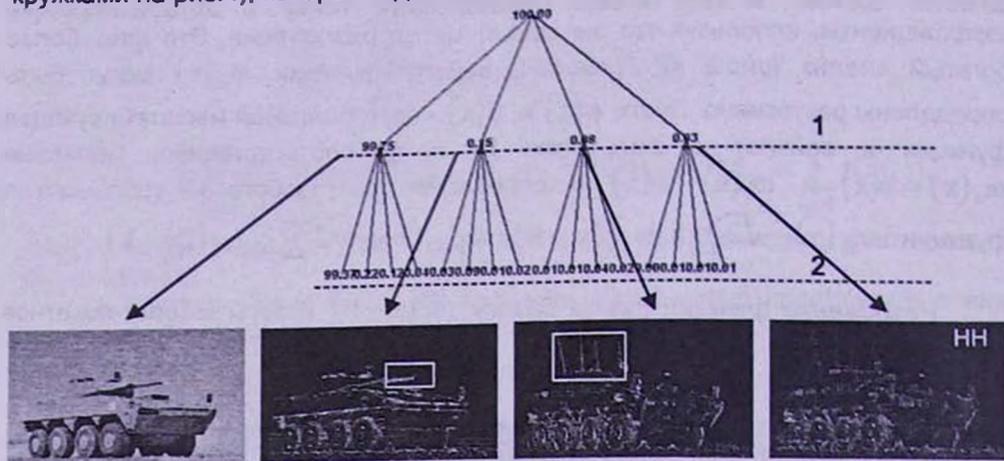


Рис.3. Дерево вейвлет-пакетного преобразования и подблоки (подызоображения) в его узлах

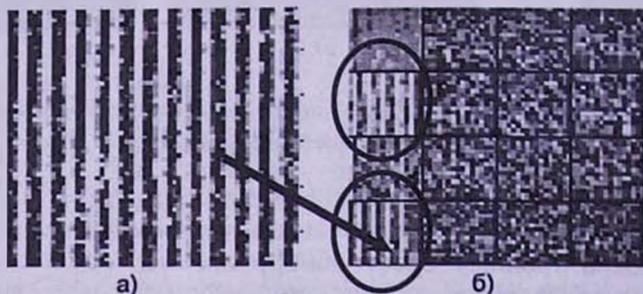


Рис.4. Текстурное изображение (а), вейвлет-пакетное преобразование текстурированного изображения (б)

Исходя из результатов низкочастотной и высокочастотной фильтраций, можно заметить, что существенно меньшей информативностью обладают самые высокочастотные составляющие, т.е. коэффициенты HH, которые можно не подвергать дальнейшему разложению. При этом дерево пакетного вейвлет-преобразования будет иметь вид рис.5, а коэффициенты подызоображений LH и HL (рис.6) обладают явной информативностью, поэтому их дальнейшее вейвлет-разложение существенно целесообразно. Таким образом, эти подызоображения содержат большую информацию о детектируемом объекте, и их можно разделить на подблоки, находить значения характеристик (1), находить корневой блок и методом наращивания

обнаружить целевой объект. Это может привести к более точному распознаванию.

Разложение можно производить по следующему алгоритму. Во-первых, выбирается тип вейвлета, производится двумерное вейвлет-пакетное разложение данного изображения в 8 подблоков. Затем находится средняя энергия каждого подблока, используя следующее уравнение:

$$E_i = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |s_i(m, n)|,$$

где $s_i(m, n)$ - i -й подблок (подызоображение) ($i=1, \dots, 8$). Если энергия данного подблока меньше некоторого значения $K \cdot E_{\max}$, где E_{\max} - максимальное значение энергии; K - коэффициент (<1), то дальнейшее разложение данного подблока завершается, в противном случае - декомпозиция продолжается.

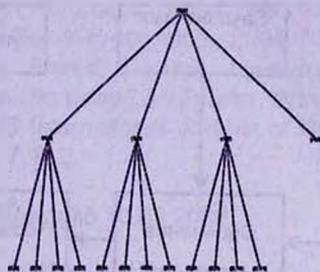


Рис.5. Дерево вейвлет-пакетного преобразования без разложения высокочастотного составляющего НН

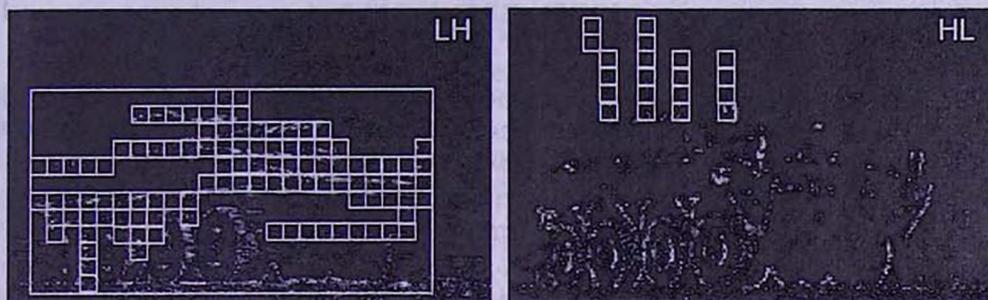


Рис. 6. Подызоображения детализирующих коэффициентов LH, HL и разделение их на подблоки, которые имеют высокие значения характеристик смежности (1)

Система распознавания целевых объектов. В системах распознавания объектов для повышения эффективности системы может использоваться база данных, в которой хранится информация о некоторых целевых объектах. Вообще объекты, подлежащие распознаванию, описываются разными параметрами и характеристиками, и в силу этого они также могут храниться в базе данных. Применение такой системы распознавания объектов, не существующих в базе данных, не приводит к достижению высокого уровня

распознавания. Эту проблему может решить создание интеллектуальной системы распознавания. В такой системе база данных способна пополняться, если данный объект не содержится в ней. Базу данных может редактировать пользователь, исходя из предоставленных требований для дальнейшего анализа.

На вход системы (рис.7) подается целевое изображение, из которого производится выделение целевого объекта. Данный целевой объект подается на запоминающее устройство, а также на сравнивающее устройство, на которое с другой стороны последовательно поступают целевые объекты из базы данных.



Рис 7. Структура системы распознавания объектов

Производится сравнение выделенного целевого объекта со всеми объектами из базы данных. Делается анализ сравнения, и если данный целевой объект не соответствует какому-либо объекту из базы данных, то из системы управления подается сигнал для добавления данного объекта в базу данных. Если же такой объект существует, то производится распознавание объекта и его визуализация.

Таким образом, создание системы на основе пополнения в процессе эксплуатации базы данных при распознавании позволит существенно увеличить ее эффективность. При создании системы в базу данных записывается определенное количество информации об объектах. В процессе эксплуатации система позволяет создавать и накапливать информацию в базе данных, а также сохранять результаты распознавания для дальнейшего анализа. Информация о точном и неточном распознавании объектов передается в базу данных.

Обобщая данную работу, приходим к выводу, что использование пакетного вейвлет-преобразования с целью обнаружения и идентификации объектов, а также применение интеллектуальной системы распознавания

способствуют более эффективному и точному обнаружению и идентификации целевых объектов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Cohen F.S., Fan Z., Patel M.A. Classification of rotated and scaled textured images using Gaussian Markov random field models // IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence.-1991.-V.13, N 2.-P.192-202.
2. Derin H., Elliott H. Modelling and segmentation of noisy and textured images using Gibbs random fields // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence.-1997.-V.9, N 1.-P.35-55.
3. Берберян Г.В., Давидян А.Р., Жамакочян Д.Г. Применение вейвлет-преобразований для эффективного сжатия изображений // Вестник ГИУА. Сер. Моделирование, оптимизация, управление.-2007.- Вып.10, т.1.-С.51-59.
4. Arivazhagan S., Ganesan L. Automatic Target Detection Using Wavelet Transform // EURASIP Journal on Applied Signal Processing.- 2004.-P.2663-2674.
5. Farhad Mohamad Kazemi, Saeed Samadi, Hamidreza Pourreza, Mohamad R. Akbarzadeh. Vehicle Recognition Based on Fourier, Wavelet and Curvlet Transform – a Comparative Study // IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security.-February, 2007. -V. 7, N 2.

ГИУА. Материал поступил в редакцию 10.05.2008.

Ա.Ր. ԴԱՎԻԹՅԱՆ

ՓԱՅԵԹԱՅԻՆ ՎԵՅՎԼԵՏ-ՉԵՎԱՓՈԽՈՒԹՅԱՆ ԿԻՐԱՄԱՆ ԱՐՅՈՒՆԱՎԵՏՈՒԹՅՈՒՆԸ ՕՔՅԵԿՏՆԵՐԻ ՇԱՅՏՆԱԲԵՐՄԱՆ ԵՎ ՆՈՒՅՆԱԳՄԱՆ ՇԱՄԱՐ

Դիտարկվում է երկչափ վեյվլետ վերլուծության կիրառումը, օբյեկտներ պարունակող պատկերներից օբյեկտների հայտնաբերման և նույնացման համար: Բերված են բնութագրեր, որոնցով ղեկավարվելիս իրականացվում է օբյեկտների հայտնաբերումը: Ավելի խորը վերլուծության և օբյեկտների ճշգրիտ հայտնաբերման ու նույնացման համար առաջարկվում է կիրառել երկչափ փաթեթային վեյվլետ վերլուծությունը: Մշակված է մաև օբյեկտների նույնացման համակարգ:

Առանցքային բառեր. երկչափ փաթեթային վեյվլետ վերլուծություն, հարակիցության մատրից, հարակիցության բնութագրեր, տվյալների բազա, համակարգ:

A.R. DAVITYAN

EFFICIENCY OF PACKAGE-WAVELET TRANSFORM APPLICATION FOR DETECTION AND IDENTIFICATION OF TARGET OBJECTS

Two dimensional wavelet-decomposition for detecting and identifying the targets developed from images implying target objects are considered. Some characteristics have been presented which lay down a basis used for detection of targets. The two dimensional wavelet package decomposition is offered for more detailed analysis, accurate detection and identification of target objects. A target identification system has been developed.

Keywords: two dimensional wavelet package decomposition, cooccurrence matrix, cooccurrence feature, data base, system.