

Р. Н. Кветный, д. т. н., проф.; О. Ю. Софина

ОПТИМИЗАЦИЯ МЕТОДА ИНВЕРСНОЙ РЕЗОНАНСНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ В ЗАДАЧАХ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ НА ТЕКСТУРИРОВАННОМ ФОНЕ

В работе рассмотрен новый подход к решению задач распознавания объектов на текстурированном фоне. Предлагается выполнять фильтрацию текстур с помощью инверсного резонансного фильтра (ИРФ). Синтез фильтра основан на аппроксимации поверхности фона рядом Фурье, который составляют принципиальные собственные двумерные колебания фона.

Ключевые слова: *инверсная фильтрация, дискретное преобразование Фурье, собственные колебания.*

Распознавание объектов на фоне текстурированных изображений – одна из основных задач в системах видеонизмерения (visual basing) и видеоконтроля. Распознавания осуществляют путем устранения влияния фона и выделения объектов, отличающихся от него по статистическим, структурным или динамическим свойствам. Для этого нужно синтезировать соответствующего типа фильтр. Основные методы анализа текстур представлены в обзорах [1 – 5].

подавляющее большинство методов анализа текстурированных изображений работают как классификаторы по ряду статистических или спектральных параметров. Когда же стоит задача фильтрации фона с выделением неоднородностей, то ее реализация с помощью фильтров-классификаторов является слишком объемной и сложной. Наиболее эффективными для решения такой задачи являются методы на основе авторегрессивных фильтров. Но данные методы плохо отображают изменение постоянной составляющей сигнала изображения, так как она соответствует изменению амплитуды гармоники с нулевой частотой в спектральной характеристике модели. Известно, что модели авторегрессии отображают именно частотные свойства сигнала и с амплитудным спектром связаны лишь опосредованно [6]. Изменение постоянной составляющей изображения – это один из важных признаков, поскольку может означать изменение градации серого цвета или изменение освещенности. Чтобы модель авторегрессии была чувствительна к изменению постоянной составляющей, необходимо использовать ее нелинейный вариант с составляющими второго и более высокого порядка [7 – 9]. Данный подход был усовершенствован на основе фильтрации текстур с помощью инверсного резонансного фильтра (ИРФ) [10, 11]. Синтез фильтра основан на аппроксимации поверхности фона рядом Фурье, который составляют принципиальные собственные двумерные колебания фона. При этом также, в отличие от моделей авторегрессии, учитываются амплитуды гармоник. Как показали многочисленные эксперименты по тестированию метода, анализ сложных изображений фона, например, квазирегулярного, динамического, требует синтеза ИРФ высокого порядка – не меньше 64x64. Для синтеза такого фильтра необходимо определить 32 пары комплексно-сопряженных резонансных колебаний по каждой из пространственных координат, тогда как их реально может быть значительно меньше. Реализация ИРФ с помощью операции двумерной свертки требует большого объема вычислений. Следовательно, в работе рассматривается проблема решения задачи синтеза ИРФ высокого порядка и его эффективной реализации с использованием быстрых дискретных преобразований Фурье (ДПФ).

Целью данной работы является повышение эффективности фильтрации за счет разработки быстрого алгоритма фильтрации на основе ДПФ в базисе функций, которые соответствуют резонансным колебаниям поверхности фона.

Оператор одномерного ДПФ можно представить в матричном виде как

$$\mathbf{F}_N(k, x) = [\exp - i2\pi(kx/N)]_{k,x=0\dots N-1} \quad (1)$$

Если $N = m^n$, где m, n – произвольные константы, то матрицу (1) можно факторизировать – представить как произведение более простых матриц. Факторизованное представление дает алгоритм быстрого преобразования Фурье [12]. Запишем его в следующей форме [13]

$$\mathbf{F}_N(k, x) = \prod_{i=1}^n \mathbf{W}_i(k, x) = \prod_{i=1}^n \left(\mathbf{V}_m(v_i) \otimes \mathbf{I}_{m^{n-i}}(k^i, x^i) \otimes \Omega_m(m^{i-1}k^i, v_i, u_i) \otimes \mathbf{I}_{m^{i-1}} \right) \quad (2)$$

$$k = k^i + \sum_{j=1}^i v_j m^{n-j}; \quad x = m^i x^i + \sum_{j=1}^i u_j m^{j-1}$$

где \otimes – операция прямого или тензорного умножения [12], $\mathbf{I}_{m^{n-i}}(k^i, x^i)$ – единичная диагональная матрица, индекс указывает на ее размер, номера ее строк и столбцов k^i , $x^i = 0, 1, \dots, N/m^i - 1$, индексы $u_i = 0, 1, \dots, m-1$ вместе с x^i указывают на номера элементов вектора данных, которые умножаются на фазовращающую матрицу

$$\Omega_m(k^i, v_i, u_i) = \left[\exp \left(-i \frac{2\pi}{N} \left(k^i + v_i \frac{N}{m} \right) u_i \right) \right]_{v_i, u_i=0, \dots, m-1} \quad (3)$$

где индексы $v_i = 0, 1, \dots, m-1$ вместе с k^i указывают на элементы вектора произведения. Выражение (2) можно обобщить на случай, когда N является произведением произвольных целых чисел [13]. Пусть $N = pm^{n-1}$ и матрица (3) для $i=1$ имеет следующий вид:

$$\Omega_p(k^1, v_1, u_1) = \left[\exp \left(-i \frac{2\pi}{N} k^1 u_1 \right) \exp \left(-i \frac{2\pi}{p} v_1 u_1 \right) \right]_{v_1, u_1=0, \dots, p-1} \quad (4)$$

Первый множитель задает частотный ряд k^1/N . Второй множитель в (4) образует элементы оператора ДПФ когда $N = p$. Заменим частотный ряд резонансными частотами и получим следующее выражение:

$$\Omega_p(f, v_1, u_1) = \left[\exp(-i2\pi f_k^1 u_1) \exp \left(-i \frac{2\pi}{p} v_1 u_1 \right) \right]_{v_1, u_1=0, \dots, p-1} \quad (5)$$

Подставим матрицу (5) в выражение для ДПФ (2) и получим оператор, который назовем оператором дискретного преобразования Фурье с собственным ядром (ДПФСЯ) по отношению к некоторому сигналу, который характеризуется рядом резонансных частот $f_1 \dots f_p$. Запишем данное преобразование в факторизованной форме

$$\mathbf{F}'_N(k, x) = \left(\mathbf{V}_p(v_1) \otimes \mathbf{I}_{m^{n-1}}(k^1, x^1) \otimes \Omega_p(f, v_1, u_1) \right) \prod_{i=2}^n \mathbf{W}'_i(k, x) \quad (6)$$

$$\begin{cases} i=1: & k = k^1 + v_1 m^{n-1}; \quad x = px^1 + u_1. \\ i>1: & k = k^i + \sum_{j=1}^i v_j pm^{n-j-1}; \quad x = pm^{i-1}x^i + \sum_{j=1}^i u_j pm^{j-2} \end{cases}$$

$$\text{где } \mathbf{W}'_i(k, x) = \prod_{i=1}^n \left(\mathbf{V}_m(v_i) \otimes \mathbf{I}_{m^{n-i}}(k^i, x^i) \otimes \Omega_m(pm^{i-2}k^i, v_i, u_i) \otimes \mathbf{I}_{pm^{i-2}} \right).$$

Обратным к преобразованию (6) является аналогичное преобразование $\mathbf{F}_N^{-1}(k, x)$, которое отличается комплексно-сопряженными значениями элементов матриц (3) и матрицей (5),

$$\Omega_p^{-1}(k^1, v_1, u_1) = \left[\exp\left(i \frac{2\pi k^1 u_1}{N}\right) \varphi_{v_1 u_1} \right]_{v_1, u_1=0, \dots, p-1}$$

где $\varphi_{v_1 u_1}$ – элементы матрицы, обратной к матрице с элементами $\exp(-i2\pi v_1 f_{u_1+1})$.

Для определения фильтра размером $N_x \times N_y$, где $N_x = Pm_x^{n_x-1}$ и $N_y = Qm_y^{n_y-1}$, можно синтезировать ДПФСЯ (6) с $p = P$, $m = m_x$ и $p = Q$, $m = m_y$.

Представление матрицы поверхности базовой области \mathbf{U}_b с помощью ДПФСЯ можно записать как

$$\mathbf{U}_b \cong \mathbf{F}'_{N_x} \mathbf{A} \mathbf{F}'_{N_y}{}^T \quad (7)$$

Элементы матрицы импульсной переходной характеристики в спектральной области имеют вид $H_{m,n} = E_{m,n} A_{m,n}^{-1}$, где $A_{m,n}$ – элементы спектральной матрицы в (7),

$E_{m,n} = \sum_{i,k=0}^{N_x-1, N_y-1} z_{xm}^i z_{yn}^k$, $z_{x(y)m}^i$ – функции базиса. Фильтрацию в спектральной области фрагментов поверхности можно записать как последовательность матричных операций

$$\Xi = \mathbf{F}'_{N_x} \mathbf{H} (\mathbf{F}'_{N_x}{}^{-1} \mathbf{U} \mathbf{F}'_{N_y}{}^{-1T}) \mathbf{F}'_{N_y}{}^T \quad (8)$$

где Ξ – матрица сигнала расхождения. Статистический анализ данного сигнала позволяет выделить неоднородности. Для фильтрации в пространственной области матрицу импульсной переходной характеристики ИРФ можно определить как

$$\mathbf{h} = \mathbf{F}'_{N_x}{}^{-1} \mathbf{H} \mathbf{F}'_{N_y}{}^{-1T} \quad (9)$$

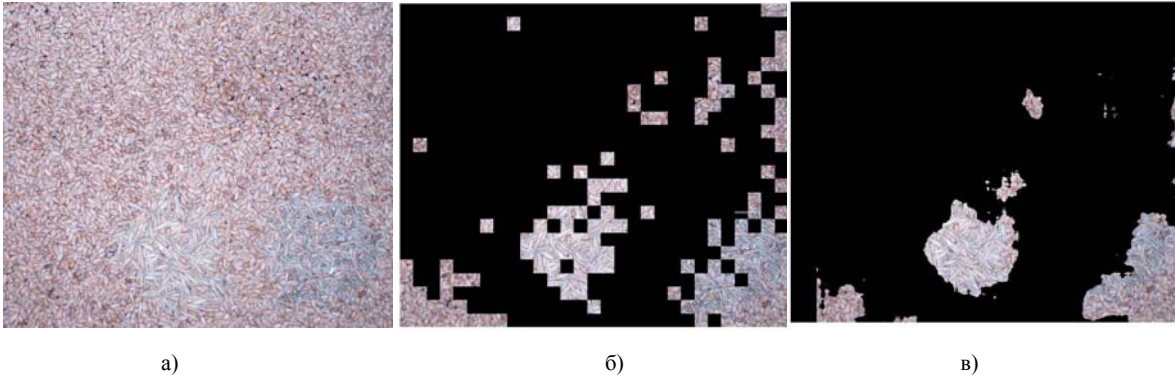


Рис. 1. а) оригинальное изображение; б) определение объектов на текстурированном фоне с помощью фильтрации в спектральной области; в) определение объектов на текстурированном фоне с помощью фильтрации в пространственной области.

Фильтрация в пространственной области выполняется с помощью двумерной свертки сигнала поверхности с переходной характеристикой (9). Фильтрация в спектральной области может быть выполнена в полном объеме с помощью операции свертки (8) с последовательным смещением элементов матрицы \mathbf{U} или путем экспресс-анализа последовательности фрагментов размером $N_x \times N_y$. С точки зрения минимизации числа операций фильтрацию лучше выполнить в два этапа. На первом этапе выполнить экспресс-анализ, на втором – более точный анализ выделенных фрагментов с помощью операции

свертки в спектральной или пространственной области. Методы фильтрации были исследованы с помощью тестового примера изображения размером 2048×2048 пикселей, который представлен на рис. 1. На текстурированном фоне – зерна пшеницы, есть три типа неоднородности – мокрое зерно, зерна овса и ржи. Порядок фильтра 96×96 . Для синтеза фильтра образовано базис ДПФСЯ на множестве отсчетов $N_{x(y)} = 6 \cdot 2^4$. Результаты экспресс-анализа в спектральной области представлены на рис. 1б, результаты фильтрации в пространственной области – на рис. 1в. Аналогичные результаты были получены с использованием базиса функций, образованного с помощью резонансных частот. То есть, подход на основе ДПФСЯ дал равноценный по качеству результат фильтрации при значительно меньшем числе операций за счет использования быстрого ДПФ. Оценим выигрыш в количестве операций. Для реализации фильтрации в пространственной области необходимо $96 \times 96 = 9216$ операций умножения и сложения на один пиксель. Преобразование (8) без использования быстрого алгоритма нуждается в 2305 аналогичных операциях на пиксель. Одна операция быстрого ДПФСЯ нуждается в $(16 \times 4 \times 6 + 6 \times 6 \times 16) \times 6 = 5720$ операциях. Двухмерное ДПФ в (8) выполняется для $96 + 96$ столбцов и строк дважды – прямое и обратное. В сумме – 241 операция на один пиксель фрагмента размером 96×96 , то есть почти в 24 раза меньше по сравнению с фильтрацией в пространственной области и почти в 10 раз меньше по сравнению с обычным базисом ДПФ. Конечно, качество фильтрации несколько меньше, но выделенные фрагменты и прилегающие к ним можно отфильтровать более точно. В результате можно получить изображение вида 1б.

В работе рассмотрена реализация ИРФ для фильтрации неоднородностей текстурированных изображений. Предложен новый тип базисов функций для экспресс-анализа изображений в спектральной области. Базисы учитывают резонансные свойства изображения и имеют структуру быстрых преобразований, позволяющую значительно уменьшить число операций. В отличие от известных базисов [12, 13] базисы ДПФСЯ не ортогональные и частично мультипликативные.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Tuceryan M., Anil K. J. Texture analysis. Handbook of pattern recognition & computer vision. – World Scientific Publishing Co., Inc, River Edge, NJ. – 1993. – 643 p.
2. Reed T. R., Hans du Buf J. M. A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques // CVGIP: Image Understanding. – 1993. – V.57. – P. 359-372.
3. Connors R.W., Harlow C.A. A Theoretical Comparison of Texture Algorithms // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1980. – V. 2. – № 3. – P. 204-221.
4. S. Soatto, G. Doretto, Y. N. Wu. Dynamic Textures // International Journal of Computer Vision. – 2003. – №. 2. – P. 91-109.
5. Randen T., Husoy J.H. Filtering for Texture Classification: A Comparative Study // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1999. – V. 21. – № 4. – P. 291-310.
6. Буняк Ю.А. Операторная модель авторегрессии и скользящего среднего // Радиоэлектроника. – 1998. – Т. 41. – №9. – С. 53-60.
7. Кветний Р.Н, Буняк О.Ю. Використання моделей двохвимірною передбачення з квадратичною нелінійністю для розпізнавання об'єктів на динамічному фоні // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2006. – №1. – С. 156-159.
8. Кветний Р.Н, Буняк О.Ю. Розпізнавання об'єктів на динамічному фоні за допомогою моделей двохвимірною нелінійною передбачення // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. – 2007. – №1. – С. 189-192.
9. Kvetny R., Bunyak O. Objects recognition on dynamic background using two-dimensional prediction models with quadratic nonlinearity // Наукові праці Вінницького національного технічного університету. – 2007. – №1. – 4 с.
10. Кветний Р.Н, Буняк Ю.А, Буняк О.Ю. Моделі динамічного фону в задачах розпізнавання об'єктів // Радиоелектронні і комп'ютерні системи. – 2007. – №7 (26). – С. 227-232.
11. Bunyak O. Object recognition in image-based systems using resonance inverse filtering // Вісник Черкаського державного технологічного університету. – Спецвипуск, 2007. – С. 63-66.

12. Трахтман А.М., Трахтман В.А. Основы теории дискретных сигналов на конечных интервалах. – М.: Сов. радио, 1975. – 208 с.

13. Буняк Ю.А. Класс дискретных ортогональных систем субэкспоненциальных функций // Изв. АН СССР. Радиотехника и электроника. – 1989. – Т. 34. – №6. – С. 1300-1303.

Кветный Роман Наумович – д. т. н., профессор, заведующий кафедрой автоматики и информационно-измерительной техники, тел.: (0432)-531675.

Софина Ольга Юрьевна – аспирант кафедры автоматики и информационно-измерительной техники, e-mail: olyasof@mail.ru, тел.: (0432)-657524.

Винницкий национальный технический университет.