

Анализ характерных особенностей изображений с использованием энергетических признаков вейвлет-преобразования

С.А. Ляшева¹, М.В. Медведев¹, М.П. Шлеймович¹, В.В. Мокшин¹

¹Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева-КАИ, К. Маркса 10, Казань, Россия, 420111

Аннотация. Рассмотрено применение двумерного вейвлет-преобразования для формирования энергетических признаков изображений. Приведена модель характерных особенностей изображений на основе энергетических признаков. Описаны методы анализа изображений с применением данной модели.

1. Введение

В настоящее время активно развиваются программно-аппаратные средства компьютерного зрения, базирующиеся на моделях и методах обработки и анализа изображений. Примерами систем, в которых они применяются, являются системы навигации и управления беспилотными летательными аппаратами, системы дистанционного зондирования Земли, системы контроля и управления доступом на охраняемые системы, системы промышленного контроля и т.д.

В системах компьютерного зрения, в общем случае, необходимо обеспечить регистрацию, преобразование, описание и анализ изображений. Эффективность решения каждой из указанных задач связана с применяемыми моделями и методами, оптимальными для конкретных условий функционирования систем.

Описание моделей и методов обработки и анализа изображений основано на парадигме Д. Марра, который предложил трехуровневую модель восприятия человеком объектов реального мира. Согласно данной парадигме можно выделить низкий, средний и высокий уровни представления изображений и процессов их обработки [1].

На низком уровне часто используют функциональные, вероятностные и иерархические модели. Функциональные модели описывают изображения в виде некоторых функций. Примером такой модели является описание изображения в виде функции пространственных координат, значения которой представляют собой скалярные, в случае бинарного или полутонового изображения, или векторные, в случае цветного или многоспектрального изображения, величины. Вероятностные модели описывают изображения в виде реализаций случайных процессов. Для такого описания применяются функции плотности вероятности и статистические моменты (математическое ожидание, дисперсия и т.д.). Иерархические модели представляют изображения в виде множеств изображений различных масштабов. Примером иерархической модели является гауссова пирамида изображений.

На среднем уровне для представления изображений используют описания их характерных особенностей – контуров, регионов, точек интереса. Построение моделей среднего уровня

осуществляется в два этапа. На первом этапе выполняется сегментация изображения, а на втором – описание в виде совокупности признаков, характеризующих выделенные сегменты.

На высоком уровне представления изображений применяются модели явного и неявного использования знаний. Примером модели неявного использования знаний является модель, основанная на использовании шаблонных изображений, в которой знания об объектах содержатся в их типовых изображениях. Модель явного использования знаний представляет собой набор правил интерпретации изображений.

Следует отметить, что для построения моделей среднего уровня используются модели низкого уровня, а для построения моделей высокого уровня – модели среднего и низкого уровней. В любом случае, необходимо определить какие признаки изображений используются для их описания. Обычно рассматривают признаки цвета, текстуры, формы и структуры. Они позволяют описать изображения с точки зрения их цветового содержания, пространственного распределения цветов или яркостей, характеристик регионов, наличия определенных объектов и их взаимного расположения.

2. Модели характерных особенностей изображений

Как уже было сказано, модели среднего уровня представления изображений строятся на основе их характерных особенностей, к которым относят контура, регионы и точки интереса.

Контурные модели основаны на выделении и анализе границ между областями на изображении. Существует множество методов выделения границ. Широко применяются методы, основанные на морфологических операторах и операторах производных Робертса, Превитта, Собеля, Лапласа и др. [2].

Модели регионов описывают цветовое или текстурное содержание областей изображений. Они строятся на базе цветовых и текстурных признаков, примерами которых являются гистограмма цветов [3], вектор цветовой связности [4], коррелограмма цветов [5], цветовые моменты [6], дескриптор доминантного цвета [7], статистические текстурные признаки [2], локальные бинарные шаблоны [8], спектральные признаки [9], признаки Тамуры [10] и др.

Точечные модели описывают точки интереса (точечные особенности, особые точки, ключевые точки). Эти модели базируются на детекторах и дескрипторах особых точек. Первые предназначены для поиска особых точек на изображениях, а вторые – для их описания. В настоящее время существует множество используемых на практике детекторов и дескрипторов, например, детектор Моравеца, детектор Хариса, SUSAN, SIFT, SURF, FAST, BRIEF, ORB, GLOH, FREAK, BRISK [11, 12].

Несмотря на большое количество моделей характерных особенностей изображений, наблюдается появление все новых и новых методов их построения. Некоторые из подходов построения эффективных моделей базируются на применении вейвлет-преобразования [13].

3. Вейвлет-преобразование изображений

Вейвлет-преобразование в общем виде представляется следующим образом:

$$Wf(\mathbf{u}, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\mathbf{x}) \frac{1}{s^{D/2}} \psi^* \left(\frac{\mathbf{x} - \mathbf{u}}{s} \right) d\mathbf{x}, \quad (1)$$

где Wf – результат преобразования; f – исходная функция; ψ^* – комплексное сопряжение сдвинутой и масштабированной функции ψ , которая имеет нулевое среднее значение, центр в нулевой точке и единичную норму; D – размерность сигнала; \mathbf{u} – D -мерный вектор параметров сдвига; s – параметр масштаба [14].

Для цифровых изображений часто применяют дискретные ортогональные кратномасштабные вейвлет-преобразования, в основе которых лежит представление дискретной функции $f(\mathbf{x})$, описывающей исходный сигнал в виде суммы аппроксимирующей $f_a(\mathbf{x})$ и детализирующей $f_d(\mathbf{x})$ составляющих:

$$f(\mathbf{x}) = f_a(\mathbf{x}) + f_d(\mathbf{x}). \quad (2)$$

Процесс преобразования функции $f(\mathbf{x})$ также можно представить в итерационном виде, определяющем ее на разных уровнях разложения:

$$f(\mathbf{x}) = f_a^J(\mathbf{x}), \quad (3)$$

$$f_a^j(\mathbf{x}) = f_a^{j-1}(\mathbf{x}) + f_d^{j-1}(\mathbf{x}), \quad (4)$$

где J – число уровней разложения; $j = J, \dots, j_0 + 1$. Результат дискретного вейвлет-преобразования имеет вид множества коэффициентов аппроксимации $\{a_{j_0,l}\}$ и детализации $\{d_{j,l}\}$ [15].

Вейвлет-преобразования одноканальных изображений (например, полутонных изображений) обычно выполняются в два этапа: сначала выполняется преобразование для строк, а затем – для столбцов (либо наоборот). Результаты преобразования на j -м уровне группируются в матрицу аппроксимирующих коэффициентов $[LL_{j,m,n}]_{m,n=0}^{2^j-1}$ и матрицы детализирующих горизонтальных $[LH_{j,m,n}]_{m,n=0}^{2^j-1}$, вертикальных $[HL_{j,m,n}]_{m,n=0}^{2^j-1}$, диагональных $[HH_{j,m,n}]_{m,n=0}^{2^j-1}$ коэффициентов. Для многоканальных изображений (например, цветных изображений) каждый канал подвергается преобразованию по отдельности.

4. Энергетические признаки изображений

Для ортонормированного вейвлет-преобразования справедливо равенство:

$$\sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} f_{k,l}^2 = \sum_{m=0}^{2^{j_0}-1} \sum_{n=0}^{2^{j_0}-1} LL_{j_0,m,n}^2 + \sum_{j=j_0}^{J-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} \sum_{n=0}^{2^j-1} LH_{j,m,n}^2 + \sum_{j=j_0}^{J-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} \sum_{n=0}^{2^j-1} HL_{j,m,n}^2 + \sum_{j=j_0}^{J-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} \sum_{n=0}^{2^j-1} HH_{j,m,n}^2, \quad (5)$$

где $f_{k,l}$ – яркость точки изображений; $LL_{j,m,n}$, $LH_{j,m,n}$, $HL_{j,m,n}$, $HH_{j,m,n}$ – вейвлет-коэффициенты.

Суммы в правой части равенства (5) показывают вклад коэффициентов различных уровней в общую энергию изображения на различных масштабах. Этот вклад позволяет получить оценки энергии каждой точки изображения. Например, в случае, когда количество строк и столбцов изображения равно N и кратно двум, при использовании ортонормированного вейвлет-преобразования оценки энергии можно получить следующим образом:

1. Выполнить преобразование до уровня j_0 ;

2. Положить:

$$w_{j_0-1,m,n}^2 = LL_{j_0,m,n}^2; \quad (6)$$

3. Последовательно для $j = j_0, \dots, J-1$, где $J = \log_2 N$, $m = 0, 1, \dots, 2^{j+1}-1$, $n = 0, 1, \dots, 2^{j+1}-1$ вычислить оценки энергии:

$$w_{j,m,n}^2 = 0.25 w_{j-1,m,n}^2 + LH_{j,m/2,n/2}^2 + HL_{j,m/2,n/2}^2 + HH_{j,m/2,n/2}^2. \quad (7)$$

Вычисленные значения сохраняют энергетическое равенство:

$$\sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} f_{k,l}^2 = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} w_{k,l}^2, \quad (8)$$

где $w_{k,l}^2 = w_{j-1,k,l}^2$. Каждое из множества значений $\{w_{k,l}^2\}_{k,l=0}^{N-1}$ или $\{w_{k,l}\}_{k,l=0}^{N-1}$ может служить весом соответствующего пикселя, характеризующим его вклад в полную энергию изображения.

Энергетическое равенство (5) справедливо только для ортонормированных вейвлет-преобразований. Для более общего случая описанную процедуру вычисления оценок энергии можно модифицировать следующим образом:

1. Выполнить преобразование до уровня j_0 ;

2. Положить:

$$w_{j_0-1,m,n}^2 = K'_{j_0-1} LL_{j_0,m,n}^2; \quad (9)$$

3. Последовательно для $j = j_0, \dots, J - 1$, где $J = \log_2 N$, $m = 0, 1, \dots, 2^{j+1} - 1$, $n = 0, 1, \dots, 2^{j+1} - 1$ вычислить оценки энергии:

$$w_{j,m,n}^2 = K'_j w_{j-1,m,n}^2 + K''_j \times [LH_{j,m/2,n/2}^2 + HL_{j,m/2,n/2}^2 + HH_{j,m/2,n/2}^2]. \quad (10)$$

Введение настроечных коэффициентов K'_j и K''_j позволяет обеспечить оптимальное вычисление множества значений $\{w_{k,l}\}_{k,l=0}^{N-1}$ в соответствии с решаемой задачей. В этом случае эти значения можно считать весами точек.

Таким образом, можно построить изображение, в котором каждой точке будет сопоставлен ее вес. Такое изображение назовем весовым.

5. Применение модели энергетических признаков для анализа изображений

На основе модели энергетических признаков можно построить описание изображений для выделения и анализа их характерных особенностей.

В результате применения описанной выше процедуры исходное изображение будет преобразовано к виду, в котором различные точки будут обладать различными весами, характеризующими, как уже было сказано, их вклад в общую энергию изображения. При этом можно обеспечить такой подбор настроечных коэффициентов, которые обеспечат большие значения весов у граничных точек по сравнению со значениями весов внутренних точек областей. Это связано с тем, что граничные точки находятся в местах перепада яркости при переходе от одной области изображения к другой. Оценить величину перепада можно с помощью выражения:

$$\Delta f = [(LH^2 + HL^2 + HH^2)/3]^{1/2}, \quad (11)$$

где Δf – величина перепада в точке изображения; LH , HL , HH – детализирующие вейвлет-коэффициенты в точке изображения. Таким образом, энергия перепада в точке пропорциональна величине $LH^2 + HL^2 + HH^2$. Кроме того, вейвлет-преобразование позволяет оценить значимость точек на различных масштабах. Поскольку точки изображения различных масштабов взаимосвязаны, то можно получить интегральные характеристики, учитывающие значимость точек на всех рассматриваемых масштабах. Рассмотренные рассуждения можно положить в основу процедуры выделения и анализа контуров на изображении. Если же рассматривать распределение весов точек изображения, то можно получить описание текстуры, характеризующее его различные регионы. Помимо контуров и регионов часто применяется анализ особых точек. В данном случае под особыми точками подразумеваются точки с наибольшими весами в окрестностях заданных размеров.

Для иллюстрации описанного подхода к выделению и анализу характерных особенностей изображения рассмотрим рисунок 1, на котором изображены часть территории Казанского Кремля (а) и весовые модели (б), (в) и (г), полученные при использовании различных наборов настроечных коэффициентов.

6. Заключение

В заключение отметим, что описанный подход к выделению и анализу характерных особенностей изображений может служить основой для построения систем обнаружения и распознавания объектов в различных системах, базирующихся на методах и средствах компьютерного зрения [16 – 18].

Исследование выполнено в рамках государственного задания № 2.1724.2017/4.6.

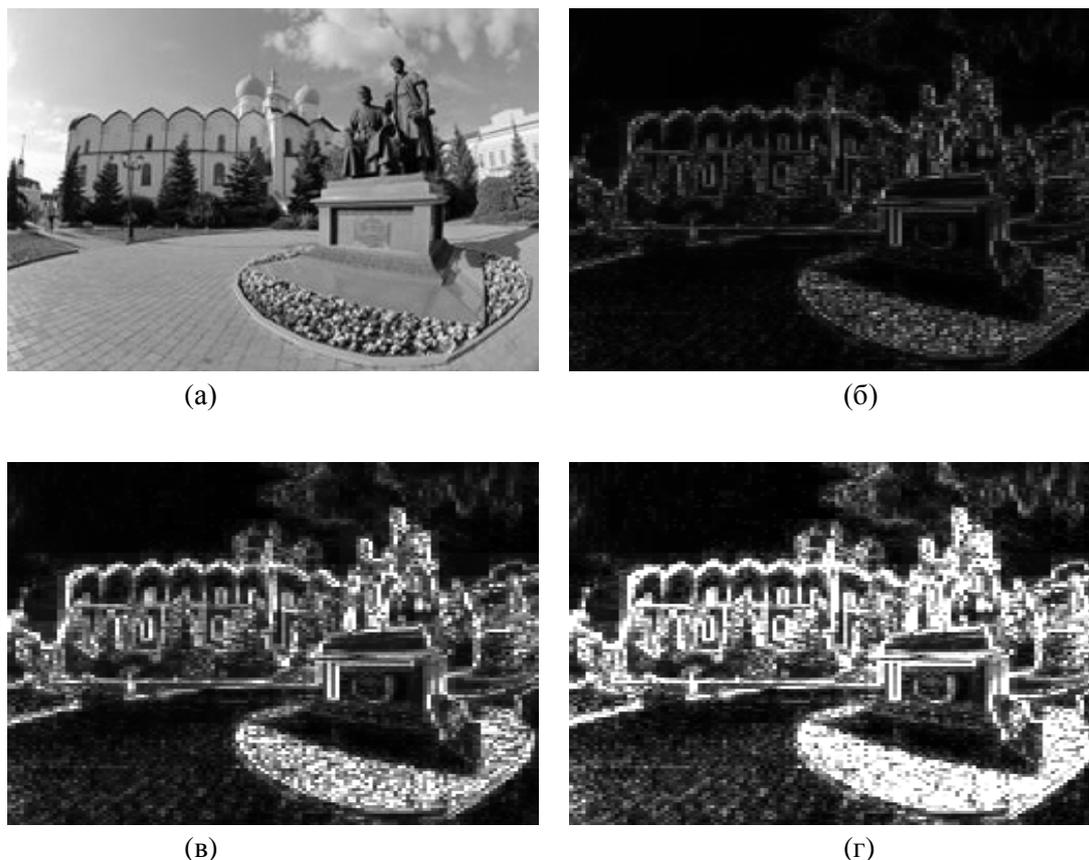


Рисунок 1. Весовые модели изображения.

7. Литература

- [1] Потапов, А.С. Распознавание образов и машинное восприятие: общий подход на основе принципа минимальной длины описания/ А.С. Потапов. – СПб.: Политехника, 2007. – 548 с.
- [2] Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений. – 3-е изд., перераб. и доп./ Р. Гонсалес, Р. Вудс; пер. с англ. – М.: Техносфера, 2012. – 1104 с.
- [3] Long, F. Fundamentals of content-based image retrieval/ F. Long, H. Zhang, D. Feng // Multimedia Information Retrieval and Management – Technological Fundamentals and Applications. – Springer-Verlag, 2003. – P. 1-26.
- [4] Pass, G. Histogram refinement for content-based image retrieval/ G. Pass, R. Zabih // IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. – 1996. – P. 96-102.
- [5] Huang, J. Spatial Color Indexing and Applications/ J. Huang, S.R. Kumar, M. Mitra, W.-J. Zhu, R. Zabih // International Journal of Computer Vision. – 1999. – Vol. 35(3). – P. 245-268.
- [6] Stricker, M. Similarity of Color Images/ M. Stricker, M. Orengo // Proceedings of the SPIE Conference. – 1995. – Vol. 2420. – P. 381-392.
- [7] Deng, Y. An efficient color representation for image retrieval/ Y. Deng, B.S. Manjunath, Ch. Kenney, M.S. Moore, H. Shin // IEEE Transactions on image processing. – 2001. – Vol. 10(1). – P. 140-147.
- [8] Pietikinen, M. Computer Vision Using Local Binary Patterns/ M. Pietikinen, A. Hadid, G. Zhao, T. Ahonen. – Springer, 2011.
- [9] Tuceryan, M. Texture analysis/ M. Tuceryan, A.K. Jain // The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision (2nd edition). C. Chen, L.F. Pau, P.S.P. Wang (Eds.). – World Scientific Publishing Co., 1998. – P. 207-248.

- [10] Tamura, H. Texture features corresponding to visual perception/ H. Tamura, S. Mori, T. Yamawaki // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1978. – Vol. SMC-8(6). – P. 460-473.
- [11] Awad, A.I. Image Feature Detectors and Descriptors / A.I. Awad, M. Hassaballah. – Springer, 2016. – 438 p.
- [12] Fan, B. Local Image Descriptor: Modern Approaches / B. Fan, Z. Wang, F. Wu. – Springer, 2015. – 108 p.
- [13] Tang, Y.Y. Wavelet Theory and Its Application to Pattern Recognition/ Y.Y. Tang. – World Scientific Publishing Company, 2009. – 482 p.
- [14] Addison, P.S. The Illustrated Wavelet Transform Handbook: Introductory Theory and Applications in Science, Engineering, Medicine and Finance/ P.S. Addison. – Institute of Physics Publishing, 2002. – 368 p.
- [15] Малла, С. Вейвлеты в обработке сигналов / С. Малла: пер. с англ. – М.: Мир, 2005. – 671 с.
- [16] Lyasheva, S.A. Terrain object recognition in unmanned aerial vehicle control system / S.A. Lyasheva, M.V. Medvedev, M.P. Shleymovich // Russian Aeronautics, 2014. – Vol. 57(3). – P. 303-306.
- [17] Shleymovich, M.P. Image analysis in unmanned aerial vehicle on-board system for objects detection and recognition with the help of energy characteristics based on wavelet transform / M.P. Shleymovich, M.V. Medvedev, S.A. Lyasheva // Proceedings of SPIE. – 2017. – Vol. 10342.
- [18] Shleymovich, M.P. Object detection in the images in industrial process control systems based on salient points of wavelet transform analysis / M.P. Shleymovich, M.V. Medvedev, S.A. Lyasheva // Proceedings 2nd International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing, ICIEAM. – 2016. – 7911633.

The analysis of image characteristics on the base of energy features of the wavelet transform

S.A. Lyasheva¹, M.V.Medvedev¹, M.P Shleymovich¹, V.V. Mokshin¹

¹Kazan National Research Technical University named after A.N.Tupolev-KAI, K. Marks 10, Kazan, Russia, 420111

Abstract. The paper is describes the application of two-dimensional wavelet transform to form image energy features. The model of image characteristics based on energy features is given. Methods of image analysis using this model are described.

Keywords: Wavelet transform, Image features, Image analysis.