

基于非下采样 Contourlet 变换和形态学的图像边缘检测*

刘静寒¹, 鲁昌华^{1,2}, 刘玉娜¹

- (1. 合肥工业大学 计算机与信息学院, 安徽 合肥 230009;
2. 中国科学院安徽光学精密研究所, 安徽 合肥 230009)

摘要: 在复杂工件的边缘检测过程中, 噪声干扰和细节丢失会使检测结果产生较大的误差。针对这一问题, 提出了将非下采样 Contourlet 变换和数学形态学相结合的边缘检测算法。首先对原始图像进行非下采样 Contourlet 变换, 然后对得到的高低子频图像采用不同的方法进行边缘提取, 最后通过合理的融合规则得到图像的边缘图像。仿真实验表明, 该算法对图像边缘细节的提取比其他算法更加丰富, 并具有较好的连续性、抗噪性和鲁棒性。

关键词: 非下采样 Contourlet 变换; 数学形态学; 边缘检测; 多尺度分解; 融合规则

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2012)08-0038-03

Image edge detection based on NSCT and mathematical morphology

Liu Jinghan¹, Lu Changhua^{1,2}, Liu Yuna¹

- (1. School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;
2. Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230009, China)

Abstract: In the process of complicated workpiece edge detection, the interruption of noise and the lost of details will cause dramatic error in the detection result. To solve this problem, a novel edge detection algorithm by combining non-sub-sampled Contourlet transform (NSCT) and mathematical morphology is proposed in this paper. Firstly, multi-scale decomposition of the image is performed with NSCT. Then, the edge detection of low-frequency sub-image and high-frequency sub-image are obtained. Finally, the image edge is obtained by reasonable fusion rule. Simulation results show that this algorithm can extract more image edge details than other algorithm and it also has good continuity, anti-noise performance and robustness.

Key words: NSCT; mathematical morphology; edge detection; multi-scale decomposition; fusion rule

在矿泉水瓶的质量视觉检测系统中, 边缘检测是后续的异物检测的重要基础。图像的边缘定义为图像的局部区域亮度变化显著的部分^[1]。传统的边缘检测算法(如 Sobel、Log 和 Canny 等)在复杂的环境中很难检测到图像合适的边缘信息^[2]。参考文献[3]用 Contourlet 模极大值方法进行边缘检测, 但是这种算法容易丢失大量低频信息。针对图片中含有大量噪声这一问题, 本文采用非下采样 Contourlet 变换(NSCT)与形态学相结合的边缘检测算法。该算法通过对原始图像进行非下采样 Contourlet 变换, 对图像的高频分量和低频分量分别采用不同的检测算法进行检测, 最后把得到的高低频子图像经过一定

的融合规则进行融合, 最终得到原始图像的边缘图像。本文的检测方法在噪声环境下也能检测出矿泉水瓶图像完整、连续的边缘信息。

1 非下采样 Contourlet 变换

Contourlet 变换又被称作金字塔方向滤波器组^[4], 它分为拉普拉斯金字塔(LP)和方向滤波器组(DFB)两个部分。LP 用于多尺度分解, DFB 用于方向分解。由于下采样的 Contourlet 变换在奇异点周围引起了 Gibbs 现象, 因此非下采样 Contourlet 良好的平移不变性被应用到图像处理中^[5]。

非下采样 Contourlet 变换包含非下采样金字塔(NSP)和非下采样滤波器组(NSDFB)两部分。其中, NSP 去除了下采样, 采用的是双通道非下采样滤波器组, 它的重构条件为:

《微型机与应用》2012 年 第 31 卷 第 8 期

* 基金项目: 安徽省 08 年重点科技攻关项目(08010202134)

$$H_0G_0+H_1G_1=1 \quad (1)$$

其中, H 和 G 分别为分解和重构滤波器^[6]。

NSDFB 在非下采样 Contourlet 变换中起主要作用, 这个过程会消耗大量的时间。为了使算法更快、更好, 本文对滤波器组采用梅花矩阵形式构成。梅花矩阵为:

$$Q=\begin{Bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{Bmatrix} \quad (2)$$

非下采样 Contourlet 变换将这两部分很好地结合起来, 使得非下采样 Contourlet 变换在图像处理中具有良好的方向性、平移不变性。图 1 所示为非下采样 Contourlet 变换分解图。

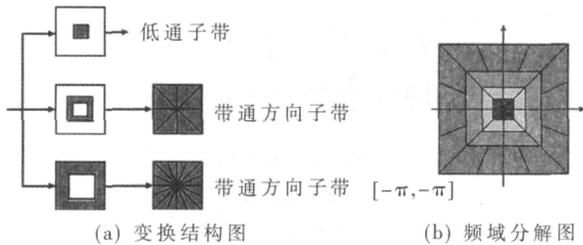


图 1 非下采样 Contourlet 变换分解图

2 基于形态学的边缘检测

数学形态学是一门新的科学, 它严格基于数学理论, 采用几何理论为基础分析、理解数字图像。数学形态学用来处理图像的基本思想是: 采用某种形式的结构元素检测和提取图像中的形状信息来实现对图像识别和理解的目的^[7]。膨胀、腐蚀、开运算和闭运算是数学形态学的 4 种基本运算。下面是这 4 种运算的基本定义:

$$\text{腐蚀: } A \ominus B = \{x | (B)_x \subseteq A\} \quad (3)$$

$$\text{膨胀: } A \oplus B = \{x | [(B)_x \cap A] \neq \emptyset\} \quad (4)$$

$$\text{开运算: } A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (5)$$

$$\text{闭运算: } A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B \quad (6)$$

其中, A 为图像的集合, B 为结构元素, \hat{B} 为 B 的映象。

4 种形态学的基本运算能够产生不同的效果, 其中腐蚀和膨胀是两个相反的运算, 腐蚀可以消除明亮的细节和削弱不太明亮的区域边缘, 而膨胀可以用来消除黑暗的细节和增强图像的明亮区域^[8]。开运算和闭运算是两个相反的运算, 开运算通常能够平滑图像的轮廓信息, 去除图像中的一些小细节; 而闭运算能够填补图像中的空洞, 填充图像轮廓的空白信息。本文对非下采样 Contourlet 变换分解出来的低频子图像采用开运算的方法进行低频边缘提取, 可以有效地去除图像边缘多余的信息, 平滑了图像的边缘。为了能够迅速准确地提取边缘, 本文使用的是 3×3 的结构平面。

3 图像边缘检测算法的实现

3.1 模极大值点的算法

假设非下采样 Contourlet 滤波器组(NSLP)分解级为 J , 那么在 2^{-j} 尺度上, 1 级 NSDFB 分解得到的第 k 个方向子带系数矩阵 $C_{j,k}^{(l)}$ ($0 \leq j \leq J, 0 \leq k \leq 2^l$) 包含 $\text{Arg } C_{j,k}^{(l)}$ 方

向的边缘信息, 也就是说原图像中 $\text{Arg } C_{j,k}^{(l)}$ 方向的边缘在该子带系数矩阵中形成重要系数, 亦形成其系数局部模极大值^[9]。因此, 对非下采样 Contourlet 变换的模极大值的求取做了如下简化处理。

本文以 NSDFB 分解层数为 3、NSDFB 分解的方向数为 8 举例 (其他情况以此类推)。每个系数中的 $C_{j,k}^{(l)}$ 都有 8 个方向可以等效为梯度方向在 $\text{Arg } C_{j,k}^{(l)}$ 方向上的边缘, 如图 2 所示。比较用 $\text{MOD}[C_{j,k}^{(l)}]$ 与 $\text{Arg } C_{j,k}^{(l)}$ 对应的等效梯度方向 $\text{Arg}(\text{grad } C_{j,k}^{(l)})$ (即 $\text{Arg } C_{j,k}^{(l)}$ 的垂直方向) 上相邻的两个元素的模值大小, 就可以知道此点是否为模极大值点^[10]。即:

$$\text{MOD}[C_{j,k}^{(l)}(n_1, n_2)] = \begin{cases} 0, & \text{MOD}[C_{j,k}^{(l)}(n_1, n_2)] < \text{MOD}[C_{j,k}^{(l)}(n_1-r_1(n_1), n_2-r_1(n_2))] \\ 0, & \text{MOD}[C_{j,k}^{(l)}(n_1, n_2)] < \text{MOD}[C_{j,k}^{(l)}(n_1-r_2(n_1), n_2-r_2(n_2))] \\ \text{MOD}[C_{j,k}^{(l)}(n_1, n_2)], & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

其中, $r_1(n_1), r_1(n_2)$ 分别表示以 $C_{j,k}^{(l)}(n)$ 为开始, 在 $\text{Arg}(\text{grad } C_{j,k}^{(l)})$ 方向上与其进行比较模值点的水平、垂直方向上的坐标偏移量。

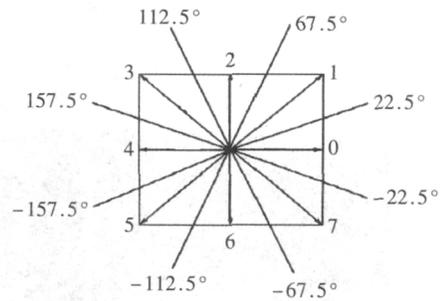


图 2 扇形区域划分图

3.2 算法具体实现

本文算法采用不同算法的优点对高低频子图像进行边缘提取, 然后利用一定的融合规则进行融合后, 反变换得到原始图像的边缘图像。将两种算法相结合提取得到的图像边缘清晰、完整连续, 图像的边缘细节比较丰富, 而且去除了一些虚假边缘信息。具体算法步骤如下:

(1) 对采集到的图像进行非下采样 Contourlet 变换, 分解的层数为 3, 得到高频子图像即原始图像在各尺度上的方向子带 $C_{j,k}^{(l)}$ ($0 \leq j \leq J, 0 \leq k \leq 2^l$) 和低频子图像 C_0 。

(2) 对分解后各个尺度上的方向子带 $C_{j,k}^{(l)}$ 进行自适应窗口的硬阈值处理:

$$C_{j,k}^{(l)}[n] = 0, \text{ if } |C_{j,k}^{(l)}[m]| < T_j^k, \text{ for all } m \in [n-win(n), n+win(n)] \quad (8)$$

其中, $win(n)$ 是窗口大小, 是由变换的滤波器长度决定的。

然后在各个尺度下的各个方向子带上检测系数模极大值, 对非极大值点的非下采样 Contourlet 变换系数置

0, 得到各尺度下各方向子带的非下采样 Contourlet 变换系数模极大值矩阵 $M_{j,k}^{(l)}$ ($0 \leq l \leq L, 0 \leq j \leq J, 0 \leq k \leq 2^l$), 高频子图像的边缘被提取出来。

(3) 为了不丢失低频子图像的边缘信息, 要对低频子图像 C_0 进行重构, 然后对低频子图像用开运算的特点进行检测, 将近似图像中的轮廓检测出来。

(4) 对步骤(2)和(3)中确定的边缘图像采用加权法进行图像融合:

$$G(n_1, n_2) = \alpha G_L(n_1, n_2) + \beta G_H(n_1, n_2) \quad (9)$$

其中, α, β 是加权因子, 且 $\alpha + \beta = 1$; $G_L(n_1, n_2)$ 是低频图像的边缘点, $G_H(n_1, n_2)$ 是高频图像的边缘点。

(5) 对新的系数矩阵进行非下采样 Contourlet 逆变换, 得到最终的图像边缘。由于非下采样 Contourlet 具有平移不变的特性, 高低频子图像融合之后的边缘图像更加清晰、完整连续。

4 实验结果及分析

为了验证本文提出的边缘检测算法的有效性, 对由摄像机采集的矿泉水瓶以及对其加密度为 0.05 的高斯白噪声后的图像进行边缘检测。本文采用传统的 Canny 和 Wavelet 算法进行对比实验, 边缘检测的结果如图 3 和图 4 所示。在实验中, 非下采样 Contourlet 进行 3 层分解, 分解选择 '9-7' 塔形分解和 'pkva' 方向滤波器组。因为图像的边缘部分在频域中表现为高频信号, 所以加权系数 β 的取值应该大于 α , 经过反复的实验, 取 $\alpha = 0.28, \beta = 0.72$ 。

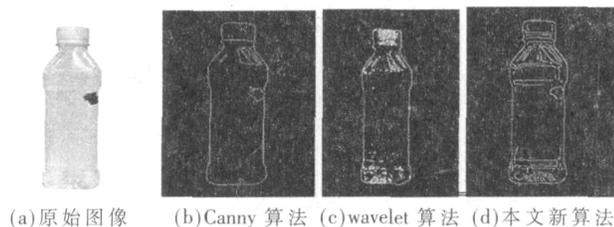


图 3 矿泉水瓶无噪声实验结果

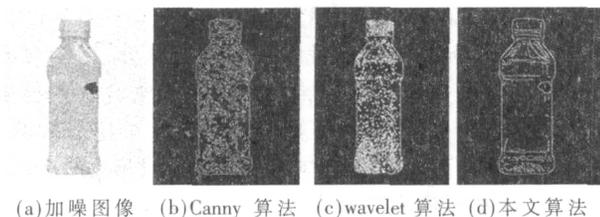


图 4 矿泉水瓶加高斯白噪声实验结果 ($\sigma^2 = 0.05$)

在无噪声的环境下对矿泉水瓶图像的边缘检测结果如图 3 所示。其中图 3(b) 是采用 Canny 算法检测的结果, 图 3(c) 是采用基于 Wavelet 算法检测的结果, 图 3(d) 是采用本文提出的算法检测的结果。在加噪的环境下对矿泉水瓶图像的边缘检测结果如图 4 所示。从图 4 可以看出, 用 Canny 算法检测得到的边缘信息较少, 丢失了许多重要的细节; 基于 Wavelet 算法只能捕获图像点的奇异性却不能捕获线、面的奇异性, 因此检测得到的边缘间断不连续并且虚假边缘较多; 本文算法检测出来的

边缘包含更多的图像边缘细节信息, 并且图像的边缘完整、连续, 充分说明本文算法能够有效地抑制噪声, 在复杂的噪声图像中也能提取图像清晰的边缘信息。

为了更好地提取图像中光滑的轮廓特征, 本文提出了一种将非下采样 Contourlet 变换和数学形态学相结合的边缘检测算法。该算法利用非下采样 Contourlet 变换的分解可以很好地捕获图像中具有奇异性的方向信息。实验结果表明, 本文提出的边缘检测算法通过多尺度和多方向性的分解, 提取的边缘细节是更加连续的几何结构, 而且能够有效地抑制噪声的影响, 在噪声图像中能够提取有效的图像边缘。

参考文献

- [1] GONZALEZ R C, WOODS R E, EDDIN S L. 数字图像处理(Matlab 版)[M]. 阮秋琦, 译. 北京: 电子工业出版社, 2006.
- [2] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 6(8): 679-698.
- [3] 张悦庭, 尹忠科, 王建英. 一种新的图像边缘检测方法[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(6): 1295-1299.
- [4] DO M N, VETTERLI M. The Contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [5] CUNHA A L, ZHOU J, DO M N. The nonsubsampled contourlet transform: theory, design and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [6] 尚政国, 赵春晖, 孙岩, 等. 非降采样 Contourlet 图像边缘检测算法[J]. 光子学报, 2009, 20(4): 525-529.
- [7] SERRA J. Image analysis and mathematical morphology[M]. New York: Academic Press, 1982.
- [8] PEI S C, CHEN F C. Hierarchical image representation by mathematical morphology subband decomposition[J]. Pattern Recognition Letters, 1995, 16(2): 183-192.
- [9] 肖易寒, 席志红, 海涛, 等. 基于非下采样 Contourlet 变换的图像边缘检测新方法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(7): 1668-1672.
- [10] CUNHA A L, ZHOU J, DO M N. The nonsubsampled contourlet transform: Theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.

(收稿日期: 2012-03-07)

作者简介:

刘静寒, 女, 1988 年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 数字图像处理。

鲁昌华, 男, 1962 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 智能测试系统, 信号检测与处理。

刘玉娜, 女, 1984 年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 数字图像处理。

《微型机与应用》2012 年 第 31 卷 第 8 期