

基于 Beamlet 变换的线特征检测

屈庆春 彭玉华 杨明强

(山东大学信息科学与工程学院, 济南 250100)

摘要 线特征是图像的重要特征,其检测效果直接影响模式识别和分类。基于调和思想,给出一种带有方向信息的多尺度的 Beamlet 基,对图像进行 Beamlet 变换。试验结果表明,该线特征检测方法不仅能提取无噪声图像中的直线和曲线,而且对强噪声图像中的直线和曲线提取效果也很好。

关键词 Beamlet 变换 小波变换 线特征检测

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2007)03-0500-05

Line Detection Based on Beamlet Transform

QU Qing-chun, PENG Yu-hua, YANG Ming-qiang

(School of Information Science and Engineering of Shandong University, Jinan 250100)

Abstract Line feature is very important to images. In order to extract lines perfectly this paper provides an approach to multiscale image analysis that we call Beamlet analysis. Beamlets have localized scale/location/orientation based on dyadically-organized line segments. Experiments show that the newer method extracts lines better not only in the original images, but also in the noising ones.

Keywords Beamlet transform, wavelet transform, line detection

1 引言

特征检测是图像处理和模式识别首先要解决的问题。任何图像都是由点、线、面构成。对3个基本特征的有效检测,可以建立有效的模式,简化模式的识别和匹配。小波在表示具有点奇异性的目标函数时是最优基,即小波可以提取点模型;而在表示图像边缘(线),也就是具有奇异的地方时,小波基和 Fourier 基并非最优,即对线模型小波不能有效提取。虽然直线模型(曲线无限细分可看作直线)可用 Randon 变换和 Hough 变换来检测,但对曲线的检测,比较复杂。为了提取曲线,引入一种新的多尺度的分析工具——Beamlet 变换^[1]。Beamlet 变换以不同尺度,不同方向的线段作为基(该线段在 Beamlet 分析中的作用类似小波分析中的点),图像沿基做

线积分,积分值作为目标函数进行线特征提取。

当前对 Beamlet 变换的研究较为活跃,且 Beamlet 变换已经在几个重要科学领域取得了应用,如粒子物理中用于检测强噪声背景下粒子轨迹^[2];大尺度的宇宙结构的测量^[3];2 维图像数据分析及 3 维体结构数据分析等^[4,5]。

Beamlet 变换与小波变换相比具有以下优越性:

(1) Beamlet 分析除有效提取位置,尺度信息之外,而且可以提取方向信息;

(2) Beamlet 针(needle-like)的分析工具,以线基表示边缘,效率显然比小波变换(点基)高得多。

(3) 图像中的线特征往往具有空间关系^[6,7],如有些线是同一条直线,有些是互连的曲线,有些是封闭的曲线,小波变换体现不出这种结构关系,而 Beamlet 变换则可以,其中 David 与 Huo 就提出 4 种

基金项目:教育部留学回国人员科研启动基金资助项目(2004.176.4);山东省自然科学基金重点项目(Z2004G01)

收稿日期:2005-02-01; **改回日期**:2005-11-28

第一作者简介:屈庆春(1973 ~),男。2005 年于山东大学获无线电物理专业硕士学位。主要研究方向为多尺度图像分析。E-mail: qqc@sdu.edu.cn

结构算法^[1]。

本文就是在 Beamlet 变换的框架下,对图像中的线特征进行提取,同时验证了该方法在强噪声情况下的也可以得到良好的实验效果。

2 Beamlet 变换原理

2.1 Beamlet 基

Beamlet 基是一个具有二进特征的多尺度的有方向的线段集合,二进特征体现在线段的始终点坐标是二进的,尺度也是二进的。

现在主要研究 $n \times n$ 图像,定义图像边长为单位长度,则 $n \times n$ 像素全部落在单位块 $[0,1]^2$ 内。在尺度 $0 \leq j \leq J$ 上 (256×256 图像 $J=8$),将图像块 $[0,1]^2$ 分为 2^{2j} 个二进方块,每个二进方块的边长为 $2^{-j} \geq 1/n$,固定分辨率 $\delta = 2^{-j-k}$ ($K \leq 0, \delta \geq 1/n$),对 2^{2j} 个二进方块中的每一个,从右上角开始沿边缘按逆时针方向每隔 δ 距离标记点,当 $K = -1, J=8$ 时,此时 $\delta = 2^{-7}$,即对 $2^8 \times 2^8$ 图像每隔一个像素的距离标记点。在尺度 $j=2$ 上,对边长为 2^{-j} 的方块可标记点的数目为 $M_j = 4 \times 2^k \times 2^{j-j} = 4 \times 2^{8-1-2}$;而 Beamlet 指同一块内不在同一条边上的任两个标记点的连线,如图 1 所示。在尺度 j 上,其 Beamlet 数目可以这样求出,把每个块上的标记点分为顶点 4 个和非顶点 $4(2^{k+j-j} - 1)$ 。首先考虑非顶点与非顶点相连,块的左边有 $(2^{k+j-j} - 1)$ 个非顶点标记点,块的下边有 $(2^{k+j-j} - 1)$ 个非顶点标记点,左边与下边上的非顶点标记点可形成 $(2^{k+j-j} - 1)^2$ 条 Beamlets;同理左边与右边、左边与上边、下边与右

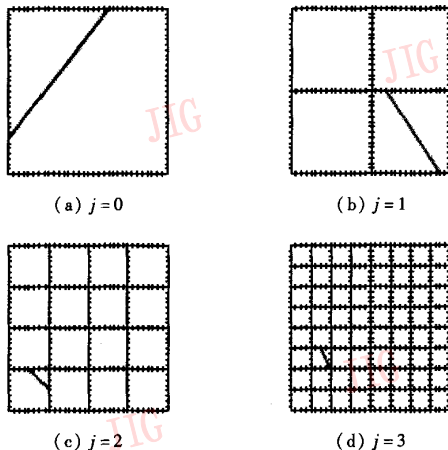


图 1 不同尺度下的 Beamlets
Fig. 1 Beamlets at different scales

边、下边与上边、右边与上边上的非顶点标记点又可形成 $5(2^{k+j-j} - 1)^2$ 条 Beamlets;故非顶点标记点可形成 $6(2^{k+j-j} - 1)^2$ 条 Beamlets。再考虑顶点与非顶点相连,每个顶点仅与两条不相邻的边上的非顶点形成 Beamlets,有 $2(2^{k+j-j} - 1)$ 条;4 个顶点所以形成 $8(2^{k+j-j} - 1)$ 条 Beamlets。最后考虑顶点与顶点相连,只能形成 2 条 Beamlets。综上每个二进块上 Beamlets 数目为 $6(2^{k+j-j} - 1)^2 + 8(2^{k+j-j} - 1) + 2$ 。如当 $K = -1, J=8$ 时,在尺度 $j=2$ 上,Beamlet 数目则为 $6(2^{8-1-2} - 1)^2 + 8(2^{8-1-2} - 1) + 2$ 。对不同尺度 Beamlet 总和称为 Beamlet 基。

2.2 Beamlet 变换

设 $f(x_1, x_2)$ 为每个二进块上的连续函数,若将二进块看作图像, $f(x_1, x_2)$ 即为连续图像函数,则 f 的 Beamlet 变换为线积分的集合:

$$T_f(b) = \int_b f(x(l)) dl, \quad b \in B_{n,\delta} \quad (1)$$

其中, $B_{n,\delta}$ 指的是对 $n \times n$ 图像,分辨率为 δ 时,不同尺度下所有 Beamlet 的集合;箭头所指的 Beamlet 即为 b ,如图 2 所示, $x(l)$ 为沿 b 方向 x_1, x_2 的函数; $f(x(l))$ 为 b 上的图像函数。称线积分 $T_f(b)$ 为对应 b 的 Beamlet 变换系数。

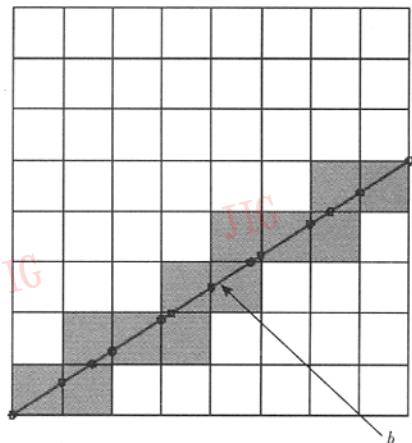


图 2 用黑色块内灰度平均值表示与该块相交的线上(沿 Beamlet)的灰度值

Fig. 2 Pixel-level values along line segments associated squares (shaded) is verages all of pixel values in every square

对实际的 $n \times n$ 图像,其图像函数 f_{i_1, i_2} 是由 n^2 个像素值组成的离散函数,故 f_{i_1, i_2} 的 Beamlet 变换必须先通过插值得到连续函数 $f(x_1, x_2)$,然后再通过式(1)连续函数 Beamlet 变换公式得到 $T_f(b), f(x_1,$

x_2)可由插值函数 $\varphi_{i_1, i_2}(x_1, x_2)$ 求得

$$f(x_1, x_2) = \sum_{i_1, i_2} f_{i_1, i_2} \varphi_{i_1, i_2}(x_1, x_2) \quad (2)$$

插值函数 $\varphi_{i_1, i_2}(x_1, x_2)$ 有多种选择,这里采用平均插值,即 f_{i_1, i_2} 为连续函数 $f(x_1, x_2)$ 上像素值的平均,如图 2 所示。

$$f_{i_1, i_2} = \text{Ave}\{f | \text{Pixel}(i_1, i_2)\} \quad (3)$$

在此意义上 $f(x(l))$ 沿 b 就会变成分段常数, $T_f(b)$ 的线积分就简化成分段求和。式(1)可改写为

$$T_f(b) = \sum_k f_k l_k \quad (4)$$

式中, f_k 为图 2 中第 k 个黑色块内灰度平均值, l_k 为 b 在第 k 个黑色块内线段长度。

3 基于 Beamlet 变换的线特征检测的算法及实现

3.1 检测算法

为使讨论问题更一般化,假设有一个 $n \times n$ 的含噪声图像,里面包含未知的弱的线特征信息,构造的像素级的图像数据模型为

$$y_{i_1, i_2} = A \cdot \overline{\Phi}_{i_1, i_2} + \varepsilon \cdot z_{i_1, i_2} \quad (5)$$

其中, ε 是噪声水平, z_{i_1, i_2} 为高斯白噪声, A 是一个未知的强度参数, $\overline{\Phi}_{i_1, i_2} = \overline{\Phi}(i_1, i_2; \overline{v_0 v_1})$ 为在一个未知的 Beam($\overline{v_0 v_1}$) 处(即 Beamlet 线段处)的传感器阵列的观测值。为提取有用信息值,提出一个简单的零假设(原假设):

$$H_0: A = 0$$

相反的假设(备择假设):

$$H_1: A \geq 0$$

为节约运算量,做基于最大 Beamlet 统计的检验,即针对不同尺度下的每一个二进方块,找到最大值

$$Y^* = \max\{T_y(b) / \sqrt{L(b)} : b \in \mathbf{B}_{1/n, n}\} \quad (6)$$

这里 $T_y(b)$ 是数据 y 的 Beamlet 变换系数, $\sqrt{L(b)}$ 是 b (Beamlet) 的几何长度。 $\mathbf{B}_{1/n, n}$ 指不同尺度下每个二进方块中的 Beamlets 的集合。

一旦 Y^* 超过某个阈值,将拒绝 H_0 , 保留所有的 Y^* 对应的 Beamlet 系数。

3.2 具体的实现方法

考虑 256×256 图像 ($J=8$) 且先不归一化到单位块 $[0, 1]^2$ 。

3.2.1 构造 Beamlet 基

在所有尺度 j 下,都取 $\delta=2$ (此时 j 只能取 $0, 1, \dots, 7$), 依前所述,标记点数 $M_0 = 4 \times 2^{8-1-j}$; 将这些被标记点的数据放入一个 2 维矩阵,其大小为 $2 \times M_0$; 这个矩阵中任意两列(第 1 行或第 2 行的数值不能相等,即不能在二进块的同一条边上),即为 Beamlet 的起始点,代表一条 Beamlet, 共有 $6(2^{8-1-j} - 1)^2 + 8(2^{8-1-j} - 1) + 2$ 条 Beamlets; 再构造一个 $6 \times (6(2^{8-1-j} - 1)^2 + 8(2^{8-1-j} - 1) + 2)$ 的矩阵,前 4 行放入起始点坐标数据,即为 Beamlet 基数据矩阵,第 5 行放入 Beamlet 变换系数,第 6 行放入每个 Beamlet 的几何长度。

3.2.2 进行 Beamlet 变换

按照平均插值法,将 256×256 图像分为 128×128 个方块(因 $\delta=2$), 用这些方块内灰度平均值作为连续函数 $f(x_1, x_2)$ 的值,每个 Beamlet 被这些块截成许多段,每段长度与所在块的灰度值相乘,然后相加,该值即为这条 Beamlet 的变换系数 $T_f(b)$ 。将这些 $T_f(b)$ 依次放入 Beamlet 基矩阵的第 5 行。

3.2.3 构造最值 Beamlet 系数矩阵

为提高处理速度,节约存储空间,对每一个块(在 j 尺度下,每幅图像有 2^{2j} 块),仅保留最大或最小 Beamlet 的变换系数及其对应 Beamlet 基矩阵中的列数据,另存为一个 (6×2^{2j}) 的矩阵,称为最值 Beamlet 系数矩阵。当原始图像中要提取的信息是最大灰度值时,最值 Beamlet 系数矩阵中保留最大的 Beamlet 变换系数;当原始图像中要提取的信息是最小灰度值时,保留最小的 Beamlet 变换系数。

对于加高斯噪声的图像,当沿较短 Beamlet 求变换系数时,噪声不一定能较好抵消,如果该 Beamlet 变换系数恰为最值,就会被放入最值 Beamlet 系数矩阵中,阈值处理后在图上就可能画出并非需要的线。我们的处理方法是设置 Beamlet 长度阈值 T_{length} (一般取块的长度),将 Beamlet 基矩阵的第 6 行中数值大于 T_{length} 的基子矩阵另存为一个矩阵,最值 Beamlet 系数矩阵就从该矩阵中提取,步骤同上。

3.2.4 阈值选取方法讨论

本文采用基于最大 Beamlet 统计的检验,选择一个合适的阈值对最大的 Beamlet 变换系数 $T_f(b)$ 进行筛选,超出阈值的最大 $T_f(b)$ 保留,不超出的 $T_f(b)$ 置零。

阈值选取一般根据经验试取,目的是达到较好的视觉效果。对于无噪声二值图像,如果 1 表示白的背景,0 表示黑线,可以求该图像灰度平均值,用 1 减去

该平均值,使得选取的阈值不大于上面的差。对于加噪二值图像,根据视觉效果阈值一般取 0.5 左右。

3.2.5 可视化

将保留的 $T_f(b)$ 对应的 Beamlets 画出,即得到 Beamlet 图,包含有原图像特征信息。

4 实验结果

首先考虑不加噪声的图像(图 3),其中横纵坐标为像素点的位置,皆为 256×256 的图像,图 3 至图 8 纵横坐标含义相同。按照上面的步骤,选取阈值为 0.1 提取其线特征,如图 4 所示。

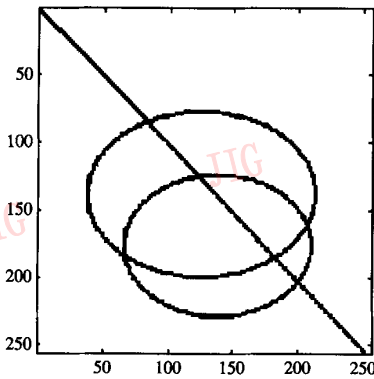


图 3 原始图像
Fig. 3 Original image

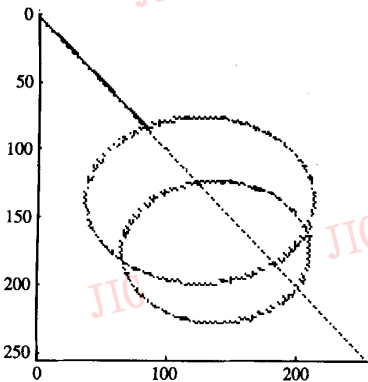


图 4 当 $j=6$ 时,Beamlet 变换提取出的图像
Fig. 4 Image after Beamlet transform ($j=6$)

对 256×256 的原始图像图 5,加 -3dB 高斯白噪声 ($\text{SNR} = -3$),如图 6 所示,用 Beamlet 变换提取其线特征,结果如图 7、图 8 所示。这两幅图像都是取尺度 $j=3$,长度阈值 T_{length} 为 1.3 倍块长,灰度阈值 V_3 分别为 0.55 和 0.49 条件下,对图 6 的噪声图

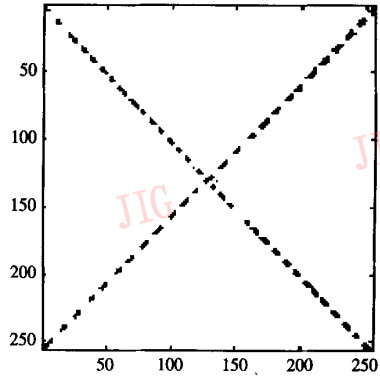


图 5 256×256 的原始图像
Fig. 5 256×256 Original image

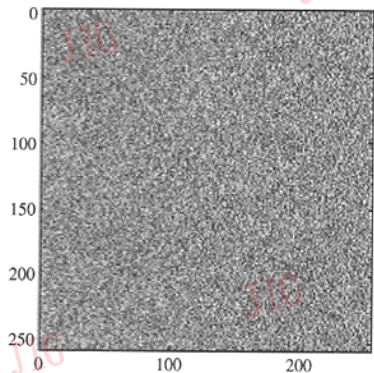


图 6 对原始图像加 -3dB 高斯白噪声
Fig. 6 -3dB GWN image on original image

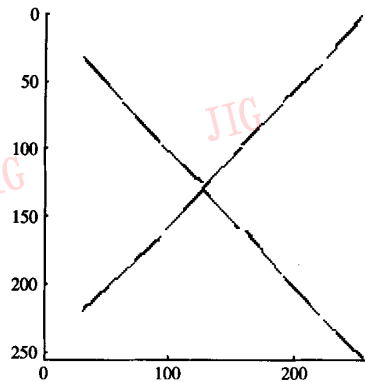


图 7 在尺度 $j=3$,灰度阈值 $V_3 = 0.55$ 时, Beamlet 变换提取出的图像
Fig. 7 Image after finishing Beamlet transform (scales $j=3$, gray scale threshold $V_3 = 0.55$)

像提取的结果。由于噪声的随机性,两次加噪所提取特征及采用的灰度阈值也稍有不同。如果将这两幅图像叠加,效果会更稳定。

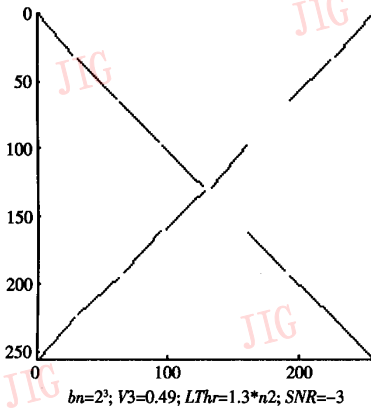


图 8 当尺度 $j=3$, 灰度阈值 $V_3=0.49$ 时, Beamlet 变换提取出的图像

Fig. 8 Image after finishing Beamlet transform (scales $j=3$, gray scale threshold $V_3=0.49$)

当然如果长度阈值或灰度阈值选择较小会提取出伪线段, 长度阈值或灰度阈值选择较大又会弃掉真线段, 两幅图像叠加也不会产生更好的效果, 所以阈值选取要合适。

其余条件不变的情况下, 当噪声增大(如 $SNR = -6$)时, 检测效果会变差, 如图 9 所示。可见既出现伪线段, 又有真线段被弃掉, 算法需进一步改进。

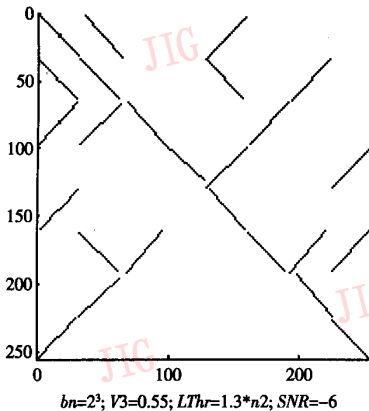


图 9 当尺度 $j=3$, 灰度阈值 $V_3=0.55$, $SNR = -6$ 时, Beamlet 变换提取出的图像

Fig. 9 Image after Beamlet transform ($j=3, V_3=0.55, SNR = -6$)

5 结 论

试验结果表明, Beamlet 分析方法不仅能提取无噪声图像中的线特征, 而且对较强噪声背景中的虚线提取效果也很好, 具有明显的图像增强功能。与小波方法和 Canny 方法相比, 该方法对线特征有缺损噪声图像的特征提取, 也具有明显的优势。

参考文献 (References)

- 1 Donoho D, Huo X. "Beamlets and multiscale image analysis", *Multiscale and Multiresolution Methods [A]*. In: *Computational Science and Engineering [C]*, New York, NY, USA: Springer, 2002, 20: 149 ~ 196.
- 2 Abramowicz Halina, Horn David, Naftali Ury, *et al.* An orientation selective neural network and its application to cosmic muon identification [J]. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 1996, 378(1-2): 305 ~ 311.
- 3 Fairall Anthony. *Large-Scale Structures in the Universe [M]*. West Sussex, England: Chichester University, 1998.
- 4 Donoho D. Wedgelets: nearly minimax estimation of edges [J]. *Annals of Statistics*, 1999, 27(3): 859 ~ 897.
- 5 Huo Xiao-ming. *Sparse Image Representation via Combined Transforms [D]*. Stanford, CA, USA: Stanford University, 1999.
- 6 Field D J, Hayes A, Hess R F. Contour integration by the human visual system: evidence for a local "association field" [J]. *Vision Research*, 1993, 33(2): 173 ~ 176.
- 7 Kovacs, Julesz B. A closed curve is much more than an incomplete one: effect of closure in figure-ground segmentation [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 1993, 90(16): 7495 ~ 7497.