

Mean shift 算法在带钢缺陷图像分割中的应用

杨水山¹, 何永辉², 赵万生¹, 彭铁根²

(1. 哈尔滨工业大学 机电工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;

2. 上海宝钢集团研究院, 上海 201900)

摘要: 带钢自动表面检测系统中缺陷图像的分割效果对缺陷识别具有重要影响. 为了提高缺陷图像的分割效果, 提出了采用 Mean shift 算法对带钢缺陷图像中的感兴趣区域进行平滑从而获取缺陷边缘的方法, 并将该算法与中值滤波算法进行了比较. 测试结果表明, Mean shift 算法能够有效地对缺陷图像中的感兴趣区域进行平滑, 并精确得到缺陷目标的边缘, 该算法在带钢的缺陷分割中具有较好的性能.

关键词: 图像分割; 带钢缺陷; 图像识别; Mean shift

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-2400(2007)06-1015-04

Application of the Mean shift algorithm in steel strip image segmentation

YANG Shui-shan¹, HE Yong-hui², ZHAO Wan-sheng¹, PENG Tie-gen²

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China; 2. Resarch Institute of Bao Steel, Shanghai 201900, China)

Abstract: Defect segmentation results affect the precision of classification in the automatic strip surface defect detection system. In order to obtain a better result, the mean shift algorithm is presented to segment the defects in strip images. The mean shift algorithm is used to smooth the region of interest in the image and detect the defect's edge, and its effectiveness is compared with that of the median filter. Test results show that it can smooth strip images effectively and can detect the edges of defect objects accurately. The mean shift algorithm can work effectively in strip image segmentation.

Key Words: image segmentation; steel strip defects; image recognition; Mean shift

在带钢自动表面检测系统中, 系统在线采集并快速检测所有带钢表面图像, 过滤出存在可疑缺陷目标的图像. 通过图像分割算法, 确定出这部分图像中存在可疑目标的感兴趣区域(ROI)和区域内的缺陷目标, 并提取 ROI 的图像特征. 根据这些特征, 缺陷图像识别分类器对缺陷目标进行识别和分类. 在这个过程中, 图像分割结果将影响图像特征的准确性, 也直接决定着系统的缺陷识别准确率.

图像分割过程是计算图像中颜色在幅度和空间上具有一致性区域的过程, 即同一个区域中相似点的聚类过程. Mean shift 算法是一种非参数估计算法, 无需先验知识, 可以用于无监督聚类算法中^[1]. 该算法通过估计特征参数的概率密度梯度得到梯度向量, 在图像处理过程中图像像素沿梯度方向进行聚类, 可以实现图像的平滑和分割过程.

笔者采用 Mean shift 算法平滑带钢图像的感兴趣区域, 在此基础上获取缺陷区域的边缘. 在图像平滑过程中, Mean shift 算法自动估计图像灰度梯度的变化, 使图像像素沿梯度方向进行收敛, 最终将收敛点的灰度值替代当前像素灰度值, 从而实现图像的平滑. 通过与中值滤波对比, Mean shift 算法能够取得较好的平滑效果. 另外, 将该算法与梯度运算结合, 可以得到精确的缺陷边缘.

1 Mean shift 算法原理及其实现

1975年, Fukunaga 和 Hostetler 两人首先给出了 Mean shift 的概念^[2], 提出了一种基于一般核函数的

非参数密度梯度的估计算法,并给出了保证估计值与真实值之间渐近无偏、一致和均匀连续时核函数应满足的条件. 在应用方面,Comaniciu^[3~5]最先将该算法的思想应用到图像分析领域.

Mean shift 核密度梯度估计算法是一种用于寻找特征空间概率密度函数局部最大点的有效方法,其核心思想是找到密度梯度为零的采样点,并以此作为特征空间聚类的模式点. 在聚类的过程中,无需指定聚类的数目,特征空间的数据点根据梯度方向自动聚类到模式点. 算法的实现过程需要计算局部特征空间的概率密度和概率密度梯度.

1.1 局部概率密度估计

给定 d 维空间的 n 个数据点 $x_i, i = 1, 2, \dots, n, x_i \in R^d$. 在核函数为 $K(x)$, 带宽参数矩阵为对称正定矩阵 \mathbf{H} 的多变量核密度估计时,特征空间 x 点处的密度估计为

$$\hat{f}(X) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_{\mathbf{H}}(x - x_i) \quad (1)$$

其中 $K_{\mathbf{H}}(x) = |\mathbf{H}|^{1/2} K(\mathbf{H}^{-1/2}x)$. d 维变量核函数 $K(x)$ 为有界函数,并且在模式空间的紧致集上满足

$$\begin{cases} \int_{R^d} K(x) dx = 1 \quad , \\ \int_{R^d} xK(x) dx = 0 \quad , \\ \lim_{\|x\| \rightarrow \infty} \|x\|^d K(x) = 0 \quad , \\ \int_{R^d} xx^T K(x) dx = c_K \mathbf{I} \quad , \end{cases} \quad (2)$$

其中 c_K 为常数, \mathbf{I} 为单位阵. 多变量核可以由对称单变量核 $K_1(x)$ 生成,定义多变量核

$$K(x) = a_{k,d} K_1(\|x\|) \quad (3)$$

可知该多变量核是在 R^d 空间中通过旋转 $K_1(x)$ 而生成的,即该核函数为放射对称的. 式中常量 $a_{k,d}$ 满足

$$a_{k,d}^{-1} = \int_{R^d} K_1(\|x\|) dX \quad (4)$$

上式保证了核函数在积分域中的积分为 1,以满足概率密度估计中对核函数的要求. 当然也可以选用其他满足式(2)的多变量函数作为密度估计的核函数. 对于图像特征空间的分析,放射对称核较为合适^[4]. 并且,Comaniciu 将核函数选为

$$K(x) = c_{k,d} k(\|x\|^2) \quad (5)$$

其中 $k(x)$ 为核的外形曲线,归一化常量 $c_{k,d} > 0$ 且保证 $K(x)$ 在积分域中的积分为 1.

对于多维特征空间,选择全参数化的 \mathbf{H} 将增加密度估计的复杂度. 在实际应用过程中, \mathbf{H} 一般选为 $\mathbf{H} = \text{diag}[h_1^2, h_2^2, \dots, h_d^2]$ 或只含一个带宽参数的 $\mathbf{H} = h^2 \mathbf{I}$. 所以,对于一个带宽参数 h 的概率密度估计器有

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^d K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (6)$$

核密度估计质量的好坏可以通过真实密度与估计密度的最小均方误差(MSE)或积分均方误差(MISE)进行评价. 在实际应用中,因为真实概率密度未知,只能采用渐进积分均方误差(AMISE)进行评价. 在这种情况下,要求采样数据点的个数 $n \rightarrow \infty$,带宽参数 $h \rightarrow 0$,且 $nh \rightarrow \infty$.

根据公式(5),式(6)可以改写为

$$\hat{f}_{k,d}(X) = \frac{c_{k,d}}{nh^d} \sum_{i=1}^d k\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \quad (7)$$

搜索特征空间模式点,也就是要找到密度估计的局部最大最小值. 在这些概率密度局部最大最小值处, $\nabla f(X) \equiv 0$. 因此,模式点的搜索问题可以归结到密度估计的梯度计算. 在这个过程中,无需计算概率密度的估计值.

1.2 概率密度梯度估计

式(7)为 d 维特征空间的核概率密度估计,要进行概率密度梯度的估计,可以直接对该式进行求导运算. 对于固定带宽参数的核密度梯度估计,有

$$\hat{\nabla} f_{h,K}(x) = \nabla \hat{f}_{h,K}(x) = \frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^d (x-x_i) k'\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \quad (8)$$

假设核函数曲线除了有限个点外, 对于所有的 $x \in [0, \infty)$ 可导, 定义函数

$$g(x) = -k'(x) \quad (9)$$

则有 $G(X) = c_{g,d} g(\|x\|^2)$ (10)

其中 $c_{g,d}$ 为对应的归一化常量. 将上式代入公式(6), 可以得到

$$\begin{aligned} \nabla \hat{f}_{h,K}(x) &= \frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^d (x_i - x) g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) = \\ &= \frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \left[\sum_{i=1}^d g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) \right] \left[\frac{\sum_{i=1}^d x_i g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^d g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)} - x \right] \end{aligned} \quad (11)$$

其中假设 $\sum_{i=1}^d g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) \geq 0$. 可以发现, 对于一般的核函数, 该条件是容易满足的. 式(11)中的最后一项称为 Mean shift 项, 记为 $M_S(x)$, 有

$$M_S(x) = \sum_{i=1}^d x_i g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) / \left(\sum_{i=1}^d g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)\right) - X \quad (12)$$

应用 Mean shift 进行图像平滑的过程, 实际上是图像像素点向各自模式点的聚类过程, 图像灰度值通过迭代收敛于模式点. 对于图像中这些模式点的搜索, 即为求取密度函数梯度为零处的像素点. 在上式中, 只要找到了 $M_S(X) \equiv 0$ 的点, 就找到了该概率密度的局部最大点, 即模式点.

2 带钢图像测试

带钢图像在采集和传输过程中存在很多干扰, 容易使得图像中目标缺陷边界变得模糊. 对带钢图像的分割要求能够克服噪声干扰, 准确地检测出缺陷目标的边缘. 根据 Mean shift 算法的特点, 该算法不适合于对整幅图像进行处理, 而适合于对图像中存在缺陷目标的局部小区域进行处理. 笔者对典型的带钢缺陷图像进行了测试, 处理过程如图 1 所示. 在确定 ROI 之后, 采用 Mean shift 算法进行平滑. 同时, 为了测试 Mean shift 平滑效果, 与 ROI 中值滤波结果进行了比较.

原始带钢图像如图 2 所示, 图像中存在孔洞缺陷, 经过前期处理圈定 3 个 ROI 区域. 实验测试了其中形状最复杂的第 1 个 ROI 区域.

在测试过程中, Mean shift 算法中选取的核函数为均匀核函数, 带宽参数 h 取值为 4. 由式(12), 对该区域中灰度值为 x_i 的某点进行计算, 该灰度值沿着 Mean shift 向量方向向 x_{t+1} 移动.

$$x_{t+1} = \sum_{i=1}^{M \times N} x_i g\left(\left\|\frac{x_t - x_i}{h}\right\|^2\right) / \left(\sum_{i=1}^{M \times N} g\left(\left\|\frac{x_t - x_i}{h}\right\|^2\right)\right) \quad (13)$$

其中 M, N 分别为图像的长度和宽度. 式中 $g(y) = \begin{cases} 1, & y \leq 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$, $g(y)$ 函数用于判断 ROI 内其他像素是否位于以 x_i 为中心、带宽为 h 的特征空间内.

$$M_S(x_n) = x_{n+1} - x_n \quad (14)$$

根据公式(14), 依次迭代直到 $M_S(x_n) \equiv 0$, 则灰度值最终收敛于 x_{n+1} .

对已收敛点进行标识, 遍历图像中所有的点, 完成整个处理过程.

中值滤波采用 9 个点(即 3×3)的模板进行滤波运算^[6]. 计算结果如图 3 所示, 图中分别显示了 Mean shift 算法和中值滤波的处理结果以及它们的灰度分布. 从图中可以看到, 两种算法都保留了图像边缘的细节, 但 Mean shift 算法在对边缘细节保持的同时具有更好的平滑效果. Mean shift 算法通过自动聚类过程实现背景和缺陷内部的平滑, 可以明显地区分目标与背景之间的边界.

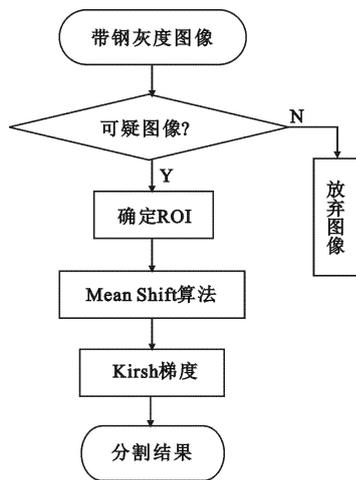


图 1 Mean shift 算法测试流程

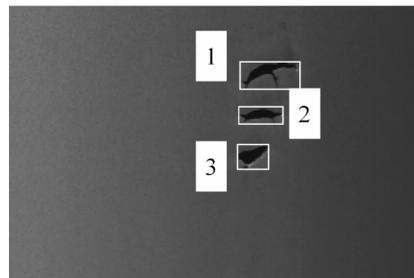


图 2 原始带钢缺陷图片

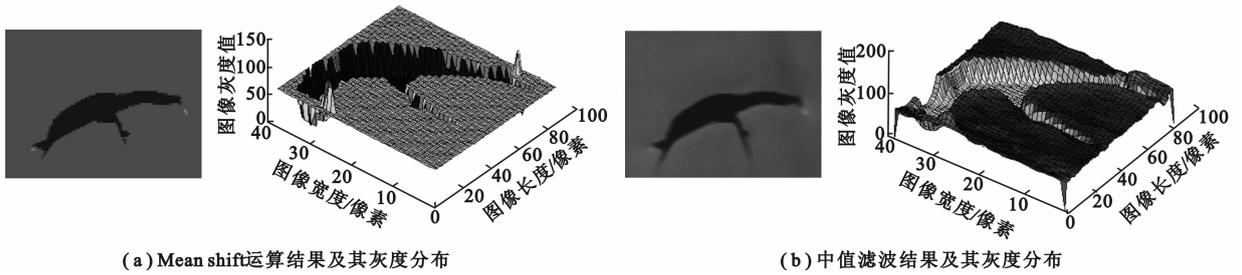


图 3 Mean shift 和中值滤波结果对比

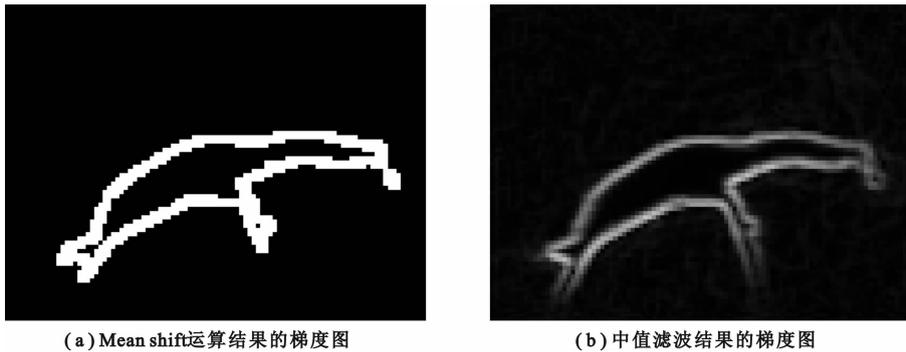


图 4 梯度运算结果

为了进一步对比 Mean Shift 算法和中值滤波的效果,对两种算法的处理结果进行了 Kirsch 梯度计算,结果如图 4 所示.从图中可以看出,Mean shift 算法能够更准确地检测出缺陷目标的边界,即使在目标缺陷与背景灰度缓慢过渡的地方也具有很高的梯度值.实验证明,对 Mean shift 计算结果进行进一步的梯度运算可以精确地检测出缺陷的边缘.

3 结束语

笔者应用 Mean shift 算法对带钢图像中可能存在缺陷的区域进行了处理.试验结果表明:与中值滤波算法相比,应用 Mean Shift 算法进行图像平滑,并结合 Kirsch 梯度算子进行图像分割,能够准确地检测出目标区域,有效地实现对带钢缺陷的分割.该算法可以应用于实际的带钢自动表面缺陷检测系统中.

参考文献:

- [1] Peng T G, Wu T H. Mean Shift Algorithm Equipped with the Intersection of Confidence Intervals Rule for Image Segmentation [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(2): 268-277.
- [2] Fukunaga K, Hostetler L D. The Estimation of the Gradient of a Density Function, with Application in Pattern Recognition[J]. IEEE Trans on Information Theory, 1975, 21(1): 32-40.
- [3] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. The Variable Bandwidth Mean Shift and Data-Driven Scale Selection [C]//Proc of ICCV 2001. Vancouver: IEEE, 2001: 438-445.
- [4] Comaniciu D, Meer P. Mean Shift: a Robust Approach Toward Feature Space Analysis [J]. IEEE Trans on Pat Anal and Mach Intel, 2002, 24(5): 603-619.
- [5] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-Based Object Tracking [J]. IEEE Trans on Pat Anal and Mach Intel, 2003, 25(5): 564-575.
- [6] 何斌, 马天予, 王运坚, 等. Visual C++ 数字图像处理 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2001: 281-283.

(编辑: 郭 华)

(全卷终)