

# 基于自适应双阈值的 SUSAN 算法

钟顺虹, 何建农

(福州大学数学与计算机科学学院, 福州 350002)

**摘要:** 传统 SUSAN 算法在提取图像边缘时, 会出现漏检现象, 且所提取的边缘较粗。为此, 运用计算最大类间方差的方法自适应地选取双阈值, 取代传统算法中人工设定的单阈值, 采用多方向局部非极大值抑制方法进行改进, 提出一种新的 SUSAN 边缘检测算法, 并将其应用于遥感图像的边缘提取。实验结果表明, 该算法能够有效提高边缘定位精度, 降低漏检率, 使边缘更细致光滑。

**关键词:** 图像处理; 边缘检测; SUSAN 算法; 遥感图像; 自适应双阈值; 最大类间方差法; 局部非极大值抑制

## SUSAN Algorithm Based on Adaptive Dual-threshold

ZHONG Shun-hong, HE Jian-nong

(Institute of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China)

**【Abstract】** The traditional SUSAN edge detection algorithm is lack of detecting fine edge. Adaptively dual-threshold algorithm using Otsu's method is selected to replace the traditional manual single threshold. And multi-direction local non-maxima suppression method is proposed to improve the SUSAN edge detection algorithm. The new algorithm is applied to remote sensing image. Experimental results show the new algorithm effectively improves the accuracy and reduce the missing rate, and the edge is more detailed and continuous.

**【Key words】** image processing; edge detection; SUSAN algorithm; remote sensing image; adaptive dual-threshold; Otsu's method; local non-maximum suppression

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.03.069

### 1 概述

传统的边缘检测算子都建立在边缘灰度不连续的理论之上, 这些传统的边缘检测算子主要有: Roberts 算子, Sobel 算子, Prewitt 算子和 Canny 算子等<sup>[1-2]</sup>。传统边缘算法简单、成熟、计算量小, 但提取的边缘较宽, 对对比度小和噪声较大的图像, 检测效果不理想。而最小核值相似区(Smallest Univalued Segment Assimilating Nucleus, SUSAN)算法<sup>[3]</sup>, 是由英国牛津大学的 Smith S M 和 Brady J M 提出的, 该方法不用对图像求导, 直接对图像灰度进行操作保证算法的效率, 定位准确, 对多个区域的结点能精确检测, 且具有积分特性, 抗噪声能力较强。文献[4]在 SUSAN 边缘特征检测算法的基础上, 提出决策边缘特征检测算法 DSUSAN, 该算法在检测边缘细节特征上比 SUSAN 算法有较大改善。文献[5]分析 SUSAN 算法在进行边缘检测时的原理和有效性, 在此基础上对 SUSAN 算法进行边缘检测精度的改进, 使边缘提取更清晰准确, 层次感分明。文献[6-7]提出自适应阈值的 SUSAN 算法, 使边缘或角的检测更准确。

但以上改进算法因受到单一固定几何阈值的限制都会出现边缘点的漏检现象。针对这些问题, 本文在分析 SUSAN 边缘检测算法的基础上, 采用动态自适应双阈值和多方向非局部极大值抑制的方法, 对 SUSAN 边缘检测算法进行改进, 使检测边缘更加完整细致, 漏检率更低。

### 2 传统的 SUSAN 算法

SUSAN 算法采用圆形模板, 模板的中心被称为“核”。比较模板内像素点与核的灰度, 若其差值小于阈值  $t$ , 则认为该点与核具有相同的灰度值, 满足这样条件的点组成的集合区域称为核值相似区(Univalued Segment Assimilating Nucleus, USAN)。USAN 区域的大小称为 USAN 面积, 可用与核的灰

度相同的像素数目之和来度量。通过 USAN 面积, 就可以反映图像局部特征的强度, USAN 区越小的点特征越显著。如图 1 所示,  $a, b, c, d, e$  是模板在图中的代表性位置, 在灰度平坦的区域内, USAN 区域较大, 如模板  $c$  和  $e$ ; 越靠近边缘, USAN 区域越小<sup>[8]</sup>, 如模板  $d$ ; 当模板的中心位于边缘时, USAN 区域为最大值的一半, 如模板  $b$ ; 当模板靠近角点时, USAN 区域变得更小, 如模板  $a$ 。因此, 可用 USAN 面积来检测图像的边缘。

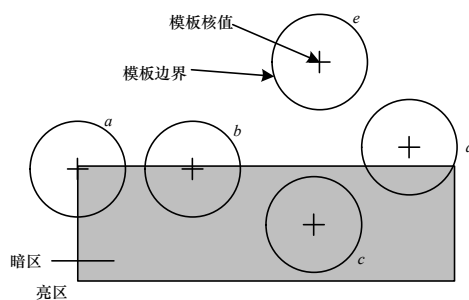


图 1 USAN 的典型状态

对于边缘点检测, 用模板遍历整个图像, 求出每个像素点的 USAN 面积  $n$ , 这里再引入另一个阈值就是几何阈值  $g$ , 如果  $n < g$ , 则该像素为边缘点, 否则, 该像素不是边缘点。由于图像的数字无法实现真正的圆形模板, 因此采用近似圆代替。一般取  $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$  或  $37$  像素的类似圆形模板。

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(50877010)

**作者简介:** 钟顺虹(1986—), 女, 硕士研究生, 主研方向: 遥感图像处理; 何建农, 副教授

**收稿日期:** 2011-08-11 **E-mail:** xuanzi369@gmail.com

本文使用模板的是一个  $7 \times 7$  的正方形模板, 如图 2 所示。实验证明, 方形模板检测到的特征点精度与近似圆模板相差不大。

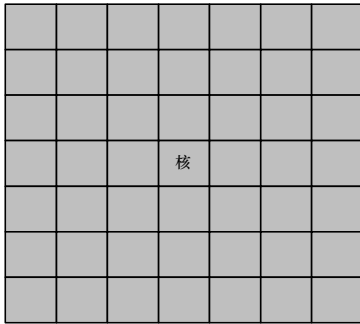


图 2 本文模板

SUSAN 算法步骤如下:

(1) 计算模板内像素点与模板核心点的相似度。在实际处理中, 计算相似度的常用方法有以下 2 种:

**方法 1** 模板在待搜索图像中移动, 将模板覆盖区域的各点灰度值与其核心点的灰度值利用下面的函数进行比较<sup>[9]</sup>:

$$c(r, r_0) = \begin{cases} 1 & |I(r) - I(r_0)| \leq t \\ 0 & |I(r) - I(r_0)| > t \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $I(r_0)$  为模板覆盖区域核心  $r_0$  的灰度值;  $I(r)$  为模板覆盖区域中其他像素  $r$  的灰度值;  $t$  为灰度差别阈值;  $c$  为比较函数。实验验证  $t$  一般取 25。

**方法 2** 采用下述相似度函数对模板覆盖区域各点灰度进行考查, 计算稍复杂。

$$c(r, r_0) = \exp\left(-\left(\frac{I(r) - I(r_0)}{t}\right)^6\right) \quad (2)$$

其中,  $I(r_0)$  为模板覆盖区域核心  $r_0$  的灰度值;  $I(r)$  为模板覆盖区域中其他像素  $r$  的灰度值;  $t$  为灰度差别阈值;  $c$  为比较函数。实验验证  $t$  一般取 25。理论、实验均证明指数取 6 时, 错误的否定与错误的肯定概率最小。

(2) 计算 USAN 面积。

$$n(r_0) = \sum_{r \neq r_0} c(r, r_0) \quad (3)$$

其中,  $n(r_0)$  为模板核心点的 USAN 面积。

(3) 计算边缘初始响应。

$$R(r_0) = \begin{cases} g - n(r_0) & n(r_0) < g \\ 0 & n(r_0) \geq g \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $R(r_0)$  为所得边缘图像对应  $r_0$  的灰度值。USAN 面积越小,  $R(r_0)$  值越大;  $g$  为几何阈值,  $g$  的大小决定了可从图像中提取边缘的多寡。  $g$  值的选取也可由设计者结合图像特定、计算速度等因素综合考虑。在传统 SUSAN 算法中  $g$  一般取  $0.75n_{\max}$ ,  $n_{\max}$  为模板大小减 1, 本文  $n_{\max}$  为 48。

### 3 SUSAN 算法的改进

#### 3.1 双阈值 SUSAN 算法边缘检测

按上述检测方法, 几何阈值  $g$  的选取至关重要, 若取得太大, 导致提取的边缘较粗, 有较多的伪边缘; 若取得太小, 则导致提取的边缘不连续, 出现边缘漏检现象。针对传统 SUSAN 算法在阈值设定上的缺陷, 提出一种自适应的动态双阈值方法。用动态自适应的方式确定低阈值  $g_l$  和高阈值  $g_h$ , 当  $n(r_0)$  小于  $g_l$  时  $r_0$  为绝对边缘点, 将其加入边缘点集  $F$ ; 当  $n(r_0)$  大于  $g_h$  时  $r_0$  为非边缘点; 介于  $g_l$  和  $g_h$  之间的为弱边缘点, 若其 8 邻域内有绝对边缘点, 则将该点加入边缘点集  $F$ 。

#### 3.1.1 USAN 面积直方图

遍历模板内所有像素点, 统计相同 USAN 面积值的像素数, 以面积为横坐标, 像素数为纵坐标建立 USAN 面积直方图, 假设模板内有  $s$  个像素点, 则面积的最大值为  $s-1$ 。

因为 USAN 直方图描述的是边缘强度信息, 由先验知识可知, 图像中非边缘所占比例远大于边缘所占比例, 因此 USAN 面积直方图在对应图像中非边缘部分有一个尖峰, USAN 面积直方图呈现近似均匀递增分布的状态。在 USAN 面积直方图中非边缘和边缘区域之间没有很明显的谷底界限, 因此不能简单地用灰度直方图判断双峰的方法分割 USAN 面积直方图。

#### 3.1.2 最大类间方差

最大类间方差法(Otsu 法)<sup>[9-10]</sup>是一种阈值自动选取的方法。该方法是在直方图基础上采用最小二乘法推导得出, 有统计意义上的最佳分割阈值。其基本思想是选取一个最佳阈值使得当用该阈值分割得到的两类间具有最好的分离性。最大类间方差法具有自适应能力强、分割效果好、计算简单的优点, 在图像阈值分割处理中得到广泛应用。

动态自适应双阈值的思想是: 根据 USAN 面积直方图的特性, 采用最大类间方差法获得一个最佳的分割阈值, 即低阈值  $g_l$ , 首先将模板内的点分为绝对边缘点和非绝对边缘点两类, 对非绝对边缘部分的 USAN 面积直方图, 再次采用最大类间方差法得到另一个分割阈值, 即高阈值  $g_h$ , 分割出非边缘点和弱边缘点。

假设绝对边缘点与非绝对边缘点的分割阈值为  $k$ , USAN 面积值为  $m$ ,  $m$  的取值为  $[0, s-1]$ ,  $F(m)$  表示 USAN 面积为  $m$  的像素数,  $N$  为模板内像素点总数, 则每个面积  $m$  占 USAN 面积直方图的频率  $P(m)$  为:

$$P(m) = \frac{F(m)}{N} \quad (5)$$

绝对边缘部分占 USAN 面积直方图比例为:

$$\omega_1 = \sum_{m=0}^k P(m) \quad (6)$$

绝对边缘部分的 USAN 面积均值为:

$$\mu_1 = \sum_{m=0}^k (m \times P(m)) / \omega_1 \quad (7)$$

非绝对边缘部分占 USAN 面积直方图比例为:

$$\omega_2 = 1 - \omega_1 \quad (8)$$

非绝对边缘部分的 USAN 面积均值为:

$$\mu_2 = \sum_{m=k+1}^{s-1} (m \times P(m)) / \omega_2 \quad (9)$$

USAN 面积直方图均值为:

$$\mu = \mu_1 \omega_1 + \mu_2 \omega_2 \quad (10)$$

绝对边缘部分与非绝对边缘部分的类间方差为:

$$\sigma_k^2 = \omega_1 (\mu_1 - \mu)^2 + \omega_2 (\mu_2 - \mu)^2 \quad (11)$$

方差值越大, 绝对边缘部分与非绝对边缘部分分开的概率越大, 当方差值取得最大值时, 分类效果最佳, 取此时的阈值  $k$  为低阈值  $g_l$ , 即  $g_l = k$ 。

同理, 再次采用最大类间方差法即可获取高阈值  $g_h$ , 分割出非边缘点和弱边缘点。

#### 3.2 多方向局部非极大值抑制方法

图像在像素级具有不连续性和相似性 2 个特征。边缘反映的是图像灰度的不连续性。图像的边缘总有一定的走向, 用边缘曲线的切线方向来代表边缘点的方向, 如图 3、图 4 所示。任何边缘与边缘走向垂直的方向都有一个局部峰值这

个特点。在与边缘垂直方向选一个小直线邻域(若是水平边缘,除该点外,其上选 2 点,其下选 2 点;垂直、45° 方向、135° 方向类似),边缘点在小邻域中灰度值相对相邻点的变化总是极大的,而非极大值的点可以判断为非边缘点,这种方法称为局部非极大值抑制。

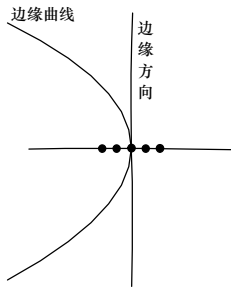


图 3 边缘方向示意图

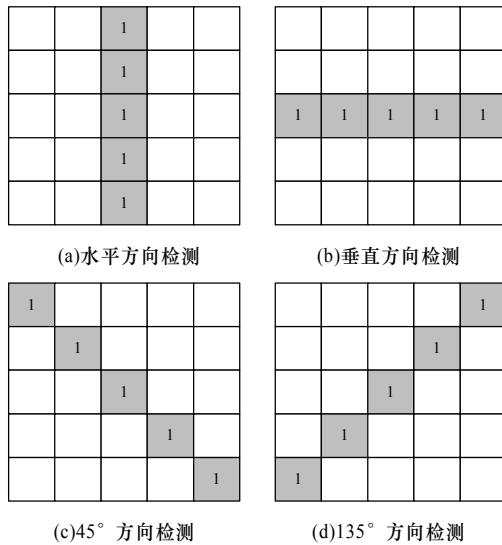


图 4 多方向非局部极大值抑制方法模板

### 3.3 算法实现

算法实现流程如下:

(1)计算模板内像素点与模板核心点的相似度。本文采用式(1)计算。

(2)计算 USAN 面积,建立 USAN 面积直方图。

(3)用最大类间方差法计算低阈值  $g_l$  和高阈值  $g_h$ ,并计算边缘初始响应。

(4)局部非极大值抑制在水平边缘方向上,若满足:

$$n(x, y) = \min(n(x, y - 2), n(x, y - 1), n(x, y), n(x, y + 1), n(x, y + 2)) \quad (12)$$

即  $r_0$  在小邻域中灰度值相对相邻点的变化是极大的,USAN 区域极小,只要有一个方向 USAN 面积为极值,  $r_0$  就为边缘点。实现多方向局部非极大值抑制。

## 4 实验结果与分析

采用图 5(a)的遥感图像作为实验图像。用传统的 SUSAN 算法、canny 算子和本文改进的 SUSAN 算法分别对图 5(a)图像提取边缘。图 5(b)为传统 SUSAN 算法,取几何阈值  $g=20$  的结果。检测出来的边缘虽然较细,但边缘漏检现象严重。图 5(c)为传统 SUSAN 算法取几何阈值  $g=37$  的结果,虽然漏检少,但是边缘较粗,导致一些边缘粘在一起,影响最后提取效果。图 5(d)为 canny 算子检测的结果,虽然边缘较连续,且较细,但是会出现双边缘现象,图中高速公路的边缘明显

出现双边缘。图 5(e)为本文提出的改进算法的检测结果,从检测图像可以看出,边缘较细致、连续性良好、漏检少,不会出现双边缘现象。

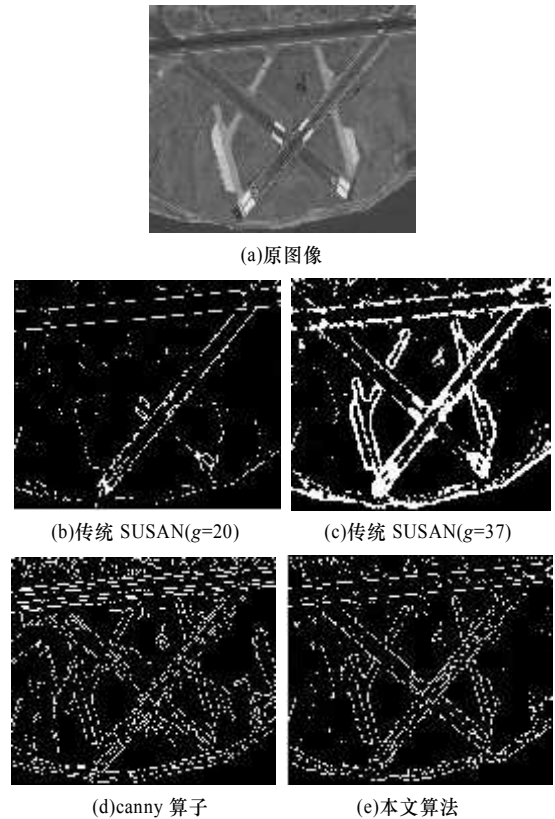


图 5 图像检测结果比较

下面采用 Pratt 品质因数(Figure of Merit, FM)作为评价指标来分析改进算法的性能。Pratt 品质因数着重考虑了丢失了有效的边缘、边缘定位误差和将噪声判断为边缘等 3 种误差。

$$FM = \frac{1}{\max(N_i, N_r)} \sum_{r=1}^{N_i} \frac{1}{1 + ad^2} \quad (13)$$

其中,  $N_i$  表示理想边缘点数量;  $N_r$  表示实际得到的边缘点数量;  $a$  是一比例常数,通常取 1/9;  $d$  为实际边缘点到理想边缘点连线的垂直距离。品质因数的值介于 0~1 之间,取值越大边缘检测效果越好,当  $FM=1$  时,边缘检测精确。

表 1 比较了传统 SUSAN 算法、canny 算子、本文算法的品质因子。数据表明,本文算法的品质因子最高,边缘检测最精确,与边缘检测图象分析结果一致。

表 1 各方法的品质因数比较

方法	FM 值
传统 SUSAN( $g=20$ )	0.813 6
传统 SUSAN( $g=37$ )	0.832 1
canny 算子	0.912 5
本文算法	0.923 7

## 5 结束语

本文分析基于传统 SUSAN 算法进行边缘检测存在的缺陷,采用双阈值和多方向非局部极大值抑制方法进行改进,提出一种新的 SUSAN 边缘检测方法,该方法能较好地克服传统 SUSAN 边缘检测由于几何阈值单一造成边缘过粗和漏检现象。实验证明,将该方法运用于遥感图像的边缘检测,可以得到定位准确、边缘精细、连续性良好、漏检率低的边缘图像。  
(下转第 211 页)