

基于子波变换的局域特征提取方法*

刘建峰 戚飞虎

(上海交通大学光纤技术研究所, 上海, 200052)

摘要 提出一种新的用子波变换提取局域特征(主要是轮廓提取和角点提取)的方法,并用实验对该方法的可行性和有效性进行了论证。

关键词 子波变换, 特征提取, 轮廓提取, 角点提取。

TN911.1

引言

在识别与分类系统中,特征提取是一个非常重要的环节.为使待开发的识别或分类系统具有相当的抗噪性和处理物体部分被遮掩情形的能力,有必要对物体形态各分段的局域特征进行描述.这样,我们首先需要提取物体的轮廓,接着找出该轮廓上的各个角点,并根据角点对轮廓进行分段,分段以后,我们就可以按照以上结果很方便地提取物体诸如分段长度,分段斜率、相邻分段夹角、相邻分段长度比等典型局域特征,因此,轮廓提取和角点提取是提取这些局域特征的关键.本文主要介绍一种用子波变换提取轮廓和提取角点的方法,并在此基础上进一步提取物体的局域特征.

1 轮廓提取

当前,在轮廓提取方面的难题是定位与检测的均衡问题:一方面,小的边缘模板(小尺度)对噪声很敏感,而且有时会检测到冗余的细节,但它定位精度高;另一方面,大的边缘模板(大尺度)有较强的去噪能力,但它定位精度低.为了提取既有高定位精度,又能有效去除噪声和冗余细节的边缘信息,我们可以充分利用子波变换的多尺度特性.

简单地讲,子波是一个积分为零的函数.令 $\Psi(x)$ 为子波,则 $\Psi_s(x) = (1/s)\Psi(x/s)$ 为 $\Psi(x)$ 在尺度因子 s 下的扩展函数,而 $\Psi_s(x)$ 与图像函数 $f(x)$ 的卷积则是 $f(x)$ 在尺度 s 下的子波变换.改变 s ,我们就可以得到 $f(x)$ 在不同尺度下的细节.对于某一类子波,其子波变换的局域最大值对应于信号的剧变点,该剧变点可以是由图像灰度值剧变而形成的边缘点,也可以是反映轮廓方向变化的拐角点,因此,提取轮廓和提取角点都可以采用子波.这里,为适应人类视觉的特性,我们取该子波为高斯函数的一阶导数.

为提取轮廓,我们首先计算尺度较大时的子波变换(适当选择尺度,以免漏检必要细节),找出边缘点,这时找到的边缘几乎没有冗余的细节,噪声也很少.为进一步去噪,我们可以利用图像灰度与噪声的子波变换在不同尺度下呈现的不同规律.一般而言,图像灰度的子波变换幅度随着尺度的增加而增加,而噪声则正好相反,因此,我们可以将随着尺度减小、其

* 国家攀登计划认知科学重大科研项目资助课题
本文1995年2月23日收到

子波变换幅度反而增加的边缘点作为噪声去除. 另外, 由于在大尺度下找出的边缘点与其实位置有较大的偏差, 所以, 我们可以对同一边缘点在相邻尺度下的对应位置进行跟踪, 尺度由大到小, 直到所有边缘点都聚集到最小尺度(即真正边缘位置)为止, 请参阅文献[1].

2 角点提取

如果只用一个小尺度提取角点, 将提取到许多小毛刺及一些不必要的角点, 若只用一个大尺度, 则很可能提取不到明显的拐角点, 而且, 提取出的拐角点会与实际拐角点位置发生较大偏移. 因此, 有必要利用多尺度信息来提取角点. 目前, 采用多尺度提取角点的方法中, 一种本质上仍是基于单个尺度^[2], 另一种由于需要太多尺度而耗时过大, 甚至可能检测到假角^[3]. 后一种方法只利用了子波变换最大值的位置信息, 而忽略了最大值的幅度信息. 我们认为, 如果将子波变换的位置信息与幅度信息结合起来, 就有可能克服该方法的缺陷. 本文所提出的角点提取方法, 正是基于这种构思.

2.1 角点的多尺度变换

首先, 我们定义方向函数

$$\Phi(i) = \tan^{-1}(y_{i+q} - y_{i-q}) / (x_{i+q} - x_{i-q}), \quad (1)$$

在此, 我们选 $q=2$, 角度被式(1)平滑后, 其变化范围为 $d=2q$.

2.1.1 类型 1: 单色点模型

不难发现, 平滑后的单角点模型为

$$\Phi(i) = \begin{cases} k \cdot i + c, & i < -q \\ c - q \cdot k + (k + \Phi/d) \cdot (i + q), & -q < i < q \\ k \cdot i + c + \Phi, & i > q \end{cases} \quad (2)$$

其中, k 为相邻分段的曲率(假设它们有相同的曲率), Φ 为它们间的夹角, c 为常数. 我们先对 $\Phi(i)$ 取一阶导数, 然后与高斯函数卷积(等效于 $\Phi(i)$ 与子波的卷积), 则得 $\Phi(i)$ 在尺度 s 下的子波变换为

$$W_s \Phi(i) = k + (1/\sqrt{2\pi} \cdot s \cdot \sigma) \cdot (\Phi/d) \cdot \int_{i-q}^{i+q} \exp(-t^2/2 \cdot s^2 \cdot \sigma^2) dt,$$

$i=0$ 对应于角点的位置. 角点的位置处的子波变换为

$$W_s \Phi(0) = k + (1/\sqrt{2\pi} \cdot s \cdot \sigma) \cdot (\Phi/d) \cdot \int_{-q}^q \exp(-t^2/2 \cdot s^2 \cdot \sigma^2) dt = k + G(s).$$

令 $s_2 > s_1 > s_0$ 为相邻 3 个尺度, 于是有

$$SR = \left[\frac{W_{s_2} \Phi(0) - W_{s_1} \Phi(0)}{W_{s_1} \Phi(0) - W_{s_0} \Phi(0)} \right] / \left[\frac{G(s_2) - G(s_1)}{G(s_1) - G(s_0)} \right] = 1. \quad (3)$$

2.1.2 类型 2: 双角点模型

双角点模型包括 2 个角, 设它们间的距离为 a , 位置分别为 $(-a/2)$, $(a/2)$, 采用以上类似方法建模, 计算后, 令

$$IG(s) = (1/s) \cdot \int_{-q}^q \exp(-t^2/2 \cdot s^2 \cdot \sigma^2) dt,$$

$$OG(s) = (1/s) \cdot \int_{a-q}^{a+q} \exp(-t^2/2 \cdot s^2 \cdot \sigma^2) dt,$$

$$SR_1 = \frac{[W_{s_1} \Phi(-\frac{a}{2}) \cdot IG(s_1) - W_{s_1} \Phi(\frac{a}{2}) \cdot OG(s_1)] \cdot [IG^2(s_0) - OG^2(s_0)]}{[W_{s_0} \Phi(-\frac{a}{2}) \cdot IG(s_0) - W_{s_0} \Phi(\frac{a}{2}) \cdot OG(s_0)] \cdot [IG^2(s_1) - OG^2(s_1)]}, \quad (4)$$

则

$$SR_2 = \frac{[W_{s_1} \Phi(\frac{a}{2}) \cdot IG(s_1) - W_{s_1} \Phi(-\frac{a}{2}) \cdot OG(s_1)] \cdot [IG^2(s_0) - OG^2(s_0)]}{[W_{s_0} \Phi(\frac{a}{2}) \cdot IG(s_0) - W_{s_0} \Phi(-\frac{a}{2}) \cdot OG(s_0)] \cdot [IG^2(s_1) - OG^2(s_1)]}$$

2.1.3 类型 3, 三角模型.

三角模型包括 3 个角点, 它们分别位于 $(-a_1)$ 、 0 、 a_2 处. 采用以上类似的方法, 我们同样可以找出这 3 个角点不同尺度下衡定的比例关系, 依此类推, 我们还可以得出多角模型的比例关系; 限于篇幅, 在此不一一列出.

2.2 角点的提取

角点在尺度空间呈现的最大值如图 1. 可以认为, 最大值线的根部(最小尺度的位置)即角点的实际位置. 根据角点稳定性判据, 作为角点它至少应该出现在两个连续的尺度上. 因此, 我们将不符合该稳定性判据的点作为噪声点去除. 另外, 一般噪声的子波变换幅度将远低于角点的子波变换幅度, 因此, 我们可以取一个阈值(该阈值可以是各局域最大值点幅度的均值), 将阈值低于该阈值的最大值点作为噪声点去除. 由于模板大小不可能取无限大, 在这里取模板大小为 $3 \cdot s \cdot \sigma$, 以包含子波的绝大部分能量. 还需要对 $\Phi(i)$ 的变化进行归一化, 以避免出现人为的不连续点, 当相邻 $\Phi(i)$ 的差值大于 π 或小于 $-\pi$ 时, 应加一个 $\pm 2\pi$ 的偏差, 从而使整条轮廓上呈现一个连续的函数.

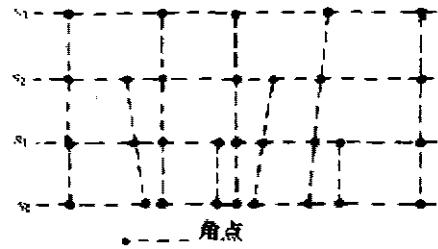


图 1 角点的极值线
Fig. 1 The extrema lines for corners

通过以上步骤找出待定的角点后, 我们将这些角点按它们间的距离初步划分为单角、双角、三角及多角等模型. 当角点间距离大于 $3 \cdot s_{max} \cdot \sigma$ 时, 我们认为这些角点为独立的单角. 初步划分后, 就可以根据各角点的模型对待定角点作进一步的评判: 若为待定单角, 我们先判断其 SR 是接近 1, 若是, 则确定该角点是真角, 否则, 认为该角点是假角. 若为待定双角或多角, 我们先判断其有关比值是否对应其角度模型, 若是, 则其各角点都是真角, 否则, 这些角点有可能都是假角, 也有可能既有假角, 也有真角. 这时, 我们再采用一个屏蔽算法, 将相邻角点间的干扰屏蔽掉, 这样就可以按单角模型对多角模型的各点作逐个评判. 实验中, 我们取 4 个尺度, $s=1, 1.5, 2, 2.5$, 角点的评估只在 $s=1.5, 2, 2.5$ 时进行, 以避免出现小尺度时有关比值对噪声很敏感现象. 此外, 为提高精度, 我们用数值计算求公式中的积分.

3 特征提取

提取出轮廓与相应角点后,我们就可以很方便地计算出轮廓上各分段的大致长度、分段斜率、长度比及相邻分段的夹角等特征(其中长度比及夹角为不变性参数),而这些特征无疑为进一步的分类、匹配与识别奠定了良好的基础.

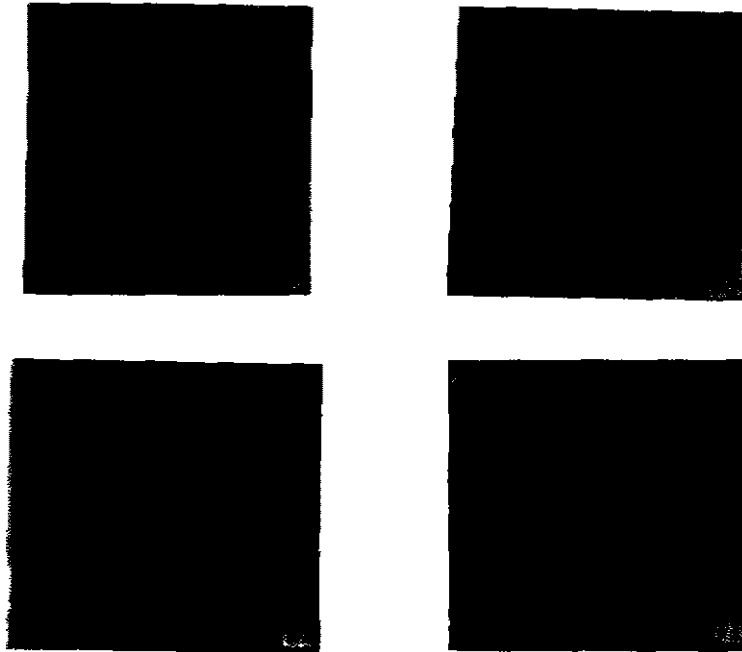


图 2 (a)Lenna 图像,(b)加噪 Lenna 图像,(c)用子波变换提取 Lenna 图像轮廓的结果,(d)用子波变换提取加噪 Lenna 图像轮廓的结果

Fig. 2 (a)Lenna image, (b)noisy Lenna image, (c)the contour extraction result for Lenna image using wavelet transform, (d) the contour extraction result for noisy Lenna image using wavelet transform

4 实验结果

图 2 为用子波变换对无噪和有噪的 Lenna 图像进行轮廓提取结果.图 3 为用子波变换对 3 幅飞机模型提取角点结果(这些模型都比较毛糙),表 1 为对飞机模型 1 各分段提取的特征参数.我们还对其它许多图像用子波技术进行了类似处理,得到了理想的结果.



图 3 (a)、(b)、(c)为 3 种飞机模型,(d)、(e)、(f)为相对应的角点提取结果

Fig. 3 (a). (b). (c) Three kinds of plane models; (d). (e). (f) the corresponding corner extraction result

5 结论

本文提出了用多尺度子波变换进行局域特征提取的算法,其中主要介绍了轮廓提取和角点提取的方法.由于该方法充分利用了多尺度子波变换最大值的位置和幅度变化规律等综合信息,结合了图像在不同尺度子波变换下的优点,因此,它既能得到理想的局域特征提取结果,又简单易行,提高了计算效率.

表1 飞机模型1的典型局域特征(角点序号从最高点算起,按顺时针方向)
Table 1 The typical local features of plane model 1 (numbering begins with the topmost point, and goes in the clockwise direction).

角点序号	分段长度	相邻分段长度比	分段斜率	相邻分段夹角
1	12	0.8975	186	27
2	19	0.6338	202	197
3	8	2.4141	83	62
4	9	0.8958	194	291
5	8	1.1524	63	51
6	6	1.4907	117	234
7	10	0.6708	332	34
8	7	1.4708	90	300
9	7	1.0000	8	98
10	15	0.4714	316	127
11	10	1.5556	339	204

参考文献

- 1 刘建峰,陈丽亚,戚飞虎.上海交通大学学报,待发表
- 2 Asada H, Brady M. *IEEE Trans. PAMI*, 1986, 8(1): 2~14
- 3 Rattarangsi A, Chin R T. *IEEE Trans. PAMI*, 1992, 14(4): 430~449
- 4 焦李成,保铮.电子学报, 1993, 21(7): 91~96
- 5 Fermuler Cormelia, Kropatsch Walter. *IEEE Trans. PAMI*, 1994, 16(7): 748~751

A WAVELET TRANSFORM APPROACH TO LOCAL FEATURE EXTRACTION*

Liu Jianfeng Qi Feihu

(Research Institute of Optic Fiber Technology, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200052, China)

Abstract A new wavelet transform approach was presented for local feature extraction (mainly contour extraction and corner extraction), and the feasibility and effectiveness of the proposed approach were demonstrated experimentally.

Key words wavelet transform, feature extraction, contour extraction, corner extraction.

* The project supported by the National Climbing Plan of China