

# 面向光流分析的机器人红外视觉图像对预处理\*

韩震峰, 刘刚峰, 赵杰

(哈尔滨工业大学机器人技术与系统国家重点实验室, 哈尔滨 150080)

**摘要:** 为了增强机器人单目视觉系统在黑暗环境下的环境感知能力,提高其在视觉图像序列处理过程中光流场计算的准确率,对由红外摄像机所采集的红外图像序列的预处理方法进行了研究,建立了一种空域与变换域相结合的处理方法。为平衡红外图像序列对之间的亮度差异并提高图像亮度,在空域中采用直方图均衡化方法进行处理;然后,对图像进行非下采样 Contourlet 变换,在变换域中利用图像的强边缘、弱边缘和噪声在不同分解尺度和分解方向上具有不同几何流的性质进行区分,分别采取保留、增强以及去除处理;最后利用调整后的系数进行图像重构。该预处理方法在平衡图像亮度的同时增强了图像纹理并减少了噪声。实验结果表明,预处理程序有效地提高了红外图像对的光流有效点识别率,该方法增强了机器人单目视觉系统在黑暗环境中对环境的感知能力。

**关键词:** 机器人视觉; 红外图像; 光流; 直方图均衡化; 非下采样 Contourlet 变换

**中图分类号:** TN911.7; TP391

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1001-3695(2012)06-2329-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.06.087

## Infrared image pair pretreatment method for optical flow analysis of robot

HAN Zhen-feng, LIU Gang-feng, ZHAO Jie

(State Key Laboratory of Robotics & System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China)

**Abstract:** In order to enhance the environment perception ability of the monocular vision system in the darkness and to improve the correct rate of the optical flow calculation, this paper investigated infrared image pair pretreatment method for optical flow analysis and proposed an algorithm based on processing in both in space domain and transform domain. First, histogram equalization algorithm was used to balance the brightness difference between the image pair in space domain. This also improved their brightness. Then was applied the nonsubsampling Contourlet transform to the images. In the transform domain, it categorized the strong edges, weak edges and the noise points according to their property of geometric manifolds. And it kept strong edges, enhanced weak edges and eliminated the noises. Finally, it implemented the images by reconstructing the new coefficients. This method not only balances the brightness but also enhances the image texture and de-noises the image. The experimental results show that the pretreatment improves the optical flow correct rate. So this method can improve the perception ability of monocular vision system for a mobile robot.

**Key words:** robot vision; infrared image pair; optical flow; histogram equalization; nonsubsampling Contourlet transform (NSCT)

## 0 引言

在移动机器人上应用的视觉系统主要有双目立体视觉系统和单目视觉系统两类。双目立体视觉系统能够对周围环境进行比较精确的感知,目前已有相对比较成熟的技术应用<sup>[1]</sup>。还有一类机器人受制于自身结构等条件的限制,无法应用双目视觉系统,而采用了单目视觉系统,如本文研究内容所应用的蛇形搜索机器人<sup>[2]</sup>,采用的是具有红外图像采集功能的单目视觉系统,利用主动红外摄像技术,即利用特制的红外灯人为产生红外辐射,产生人眼看不见的红外光去照明景物和环境,利用红外摄像机去接收环境反射回来的红外光,从而实现夜视功能。采集到的红外图像具有噪声大、灰度集中、对比度低等特点。障碍物检测是单目视觉环境感知应用中的重要研究内容之一,途径是基于光流分析的方法,这种方法将二维光流场的发散性作为障碍物的定性度量。计算光流场的方法有很多

种, Lucas-Kanade 算法<sup>[3]</sup>是综合性能比较高的算法<sup>[4]</sup>,但对红外图像序列来说其处理效果不及 Horn&Schunck 算法<sup>[5]</sup>。理论及实验证明,图像序列采取抑制噪声对光流计算具有重要的作用,信噪比越高,光流计算效果越好<sup>[6]</sup>。当然,预处理会降低图像序列处理的速度,但对局部路径规划中障碍物检测这种对实时处理要求不高的应用是可以接受的。针对红外图像的特点,预处理过程包括图像序列亮度平衡、图像去噪和增强。处理亮度平衡的常用办法是直方图均衡化。目前在此方法基础上的各种改进算法不断涌现,但实质还都是直方图均衡化的思想<sup>[7,8]</sup>,这类方法也具有图像增强的效果,但抑制噪声效果不明显。传统的图像去噪和增强算法无法区分弱边缘和噪声,因此在去噪时会弱化纹理,或在增强图像弱边缘或纹理细节的同时增大噪声。这些对后期光流的计算都会产生不利影响。二代小波变换的出现解决了这种问题,并在实际应用中得到了很好的验证<sup>[9,10]</sup>。

收稿日期: 2011-10-25; 修回日期: 2011-11-30 基金项目: 国家“863”计划资助项目(2007AA041501)

作者简介: 韩震峰(1979-),男(朝鲜族),黑龙江集贤人,博士研究生,主要研究方向为机器人技术(hanzf@sina.com);刘刚峰(1980-),男,博士,主要研究方向为特种机器人;赵杰(1968-),男,教授,博导,主要研究方向为机器人技术。

本文针对红外图像序列光流计算的需要,建立了一种空域和变换域相结合的处理方法。在空域中采用直方图均衡算法进行亮度差异平衡,在变换域采用基于非下采样 Contourlet 变换进行图像降噪和增强,该方法在降噪的同时增强了图像的对比度,尤其是对图像的细弱边缘和纹理。该处理方法有效地提高了后续光流点计算的识别有效率。

### 1 图像序列对的亮度平衡处理

摄像机所采集的红外图像序列之间存在亮度差异,这种差异存在的原因是摄像机采集图像时所处方位不同,不同视角接收到的光强也稍有不同。另外,机器人在运行时电平不稳,以及不同时刻摄像机所受到的噪声也不完全相同等原因,都将导致在实际获得的序列对中相同景物点像素灰度值存在差异。另外,红外图像亮度低,灰度分布集中于低亮度处,这些因素都会对光流计算产生不利影响,因此有必要平衡这种差异及均匀化灰度分布。本文采用直方图均衡化的方法进行处理。直方图均衡化的方法通过某种映射规则将图像中原有的灰度分布进行变换,以生成新的灰度直方图,最终使灰度分布均匀化,同时使图像序列对的灰度分布尽可能地接近。具体操作算法过程如下:

a) 在 0 ~ 255 的灰度范围内,遍历整幅图像,得到图像中第  $k$  灰度级出现的次数  $n_k$ 。

b) 用频数近似代替概率值,如式(1):

$$Pr(r_k) = n_k/n \quad r_k \in [0, 1], k \in [0, 255] \quad (1)$$

式中,  $n$  为图像中像素总数。

c) 计算变换后的灰度值,如式(2):

$$f_3(x, y) = 255 \times s_k = 255 \times \sum_{j=0}^k Pr(r_j) \quad (2)$$

经过以上处理,图像的亮度分布均匀化,图对间的亮度差异得到平衡,图像灰度由  $f_2(x, y)$  变为  $f_3(x, y)$ 。

### 2 图像序列对的去噪与增强

#### 2.1 非下采样 Contourlet 变换

Contourlet 作为一种多尺度、多方向的图像表示方法,可以在离散域中方便地进行多尺度多方向的信号分析,是一种真正的图像二维表示方法,在图像降噪、增强和融合<sup>[11]</sup>等方面的应用都得到很好的效果。但由于在金字塔(Laplacian pyramid, LP)分解中存在下采样过程,所以低频子带和高频子带均存在频谱混叠现象。而在方向滤波器组(directional filter bank, DFB)中各方向子带是由高频子带经方向滤波形成的,这导致各方向子带同样存在着频谱混叠现象,造成同一方向的信息会在几个不同的方向子带中同时出现。DFB中也同样存在着下采样过程,使频谱混叠更加严重。这些过程导致 Contourlet 变换不具有平移不变性,削弱了其方向选择性,从而在图像去噪中不可避免地引起伪吉布斯现象,使去噪图像失真。为了解决这个问题, Da Cunha 等人<sup>[13]</sup>采用 aTrous 算法<sup>[12]</sup>的思想构造出了非下采样 Contourlet 变换(NSCT),可以有效地消除伪吉布斯效应。NSCT 已经证明在图像去噪和图像增强处理中非常有效<sup>[13]</sup>。

NSCT 的结构分为非下采样金字塔(nonsampled pyramid filter bank, NSPFB)和非下采样方向滤波器组(nonsampled directional filter bank, NSDFB)两部分。与 Contourlet 变换不同

的是, NSCTFB 在图像的分解和重构过程中,取消了对图像的下采样和上采样的操作,通过对滤波器进行相应的上采样操作来实现。这样,使得 NSCT 具有平移不变性,克服了频率混叠的现象。NSPFB 为二通道非下采样滤波器组,其结构如图 1 所示。

图 1 中的分解滤波器  $H_0(z)$ 、 $H_1(z)$  和合成滤波器  $G_0(z)$ 、 $G_1(z)$  满足 Bezout 恒等式<sup>[14]</sup>:

$$H_0(z)G_0(z) + H_1(z)G_1(z) = 1 \quad (3)$$

从而保证 NSPFB 满足完全重构条件。为实现对图像的多尺度分解,每一级需要对上一级中采用的滤波器按照采样矩阵  $D = 2I$  ( $I$  为 2 阶单位矩阵)进行上采样。NSCT 采用的 NSDFB 也是一组双通道非下采样滤波器组,如图 2 所示。其中的分解滤波器  $U_0(z)$ 、 $U_1(z)$  和合成滤波器  $V_0(z)$ 、 $V_1(z)$  也满足 Bezout 恒等式:

$$U_0(z)U_0(z) + V_1(z)V_1(z) = 1 \quad (4)$$

从而也保证了 NSDFB 满足完全重构条件。为实现二通道方向的分解,可以采用理想频域支撑区间为扇形的滤波器  $U_0(z)$  和  $U_1(z)$ 。若要实现频域中更为精确的方向分解,可以在二通道方向分解的基础上对滤波器  $U_0(z)$  和  $U_1(z)$  采用不同的采样矩阵进行上采样,并对上一级方向分解后的子带图像进行滤波。

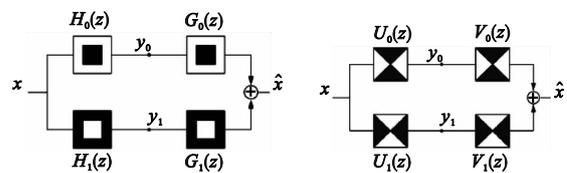


图1 非下采样金字塔

图2 非下采样方向滤波器组

将 NSPFB 与 NSDFB 结合就可以实现 NSCT。NSCT 的分解滤波器组结构如图 3 所示。NSCT 合成滤波器组结构与分解滤波器组相反。对于第  $J$  层分解来说, NSCT 的每一层一个带通图像产生  $J + 1$  的冗余。另外,需要注意的是由于方向滤波器低频区域和高频区域之间的方向频谱响应存在频率混叠现象,需要对方向滤波器进行适当的上采样,使方向滤波器较好的部分正好覆盖到金字塔滤波器的通带区域上,以克服频率混叠现象<sup>[15]</sup>。

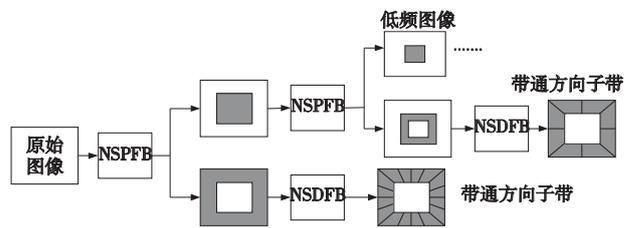


图3 NSCT分解结构

#### 2.2 基于 NSCT 的图像序列降噪与增强

由于 NSCT 具有平移不变性,每个原始图像中的像素对应着变换域中相同位置的系数,所以可以通过一个个的 NSCT 系数将图像的几何流信息描述出来<sup>[16]</sup>。图像的边缘具有几何流结构,而噪声不具有这种性质,同时也可以根据几何流来区分强边缘和弱边缘。例如,在某一分解层次的带通图像中,强边缘对应所有方向子带中的系数均为大系数;而弱边缘则只在某些方向上对应大系数,在相同尺度的其他子带方向上则为小系数;噪声则所有方向子带上都是小系数。针对光流分析的图像处理的目标是保持明显的边缘信息,在保存图像细节的同时减少噪声。本文采取的方式为先进行级内像素分类,最后综合判断的方法。具体方式为针对每一级分解系数分别进行判断,

完成每级分解层内的像素分类。对所有分解层级完成级内像素分类工作后,最后进行综合判断,判断方法是对各级强像素点和弱像素点进行求并,即对某一个像素来说,只要存在对其强像素点的判断。则判定该像素点为强边缘点;如果没有对其强像素点的判断,则只要存在弱像素点判断则判定该点为弱像素点;如果各级分解对该像素点均为噪声判断,则判定该点为噪声点。完成像素点分类后,对 NSCT 的变换系数  $C_{ij}$  根据其反映信息进行非线性处理,处理方法参考文献 [17],如式(5)所示。

$$C_{ij} = \begin{cases} C_{ij} & \text{强边缘} \\ \max((\frac{c\hat{\sigma}_n}{|C_{ij}|}), 1)^p C_{ij} & \text{弱边缘} \\ 0 & \text{噪声} \end{cases} \quad (5)$$

其中:  $p \in (0, 1)$  是弱边缘的增强系数,  $\hat{\sigma}_n$  为某一级子带噪声标准差。Contourlet 变换分解中,不同尺度的噪声方差沿着分解层次近似为指数分布,而同一个尺度内各方向的噪声方差基本相等,从而得到噪声方差模型来估计不同尺度的噪声方差,如式(6):

$$\hat{\sigma}_n^2(l) = \hat{\sigma}_n^2(1)e^{1-l^2} \quad (6)$$

其中:  $l$  为分解级数,最小尺度图像的噪声方差可以用如式(7)估计得到:

$$\hat{\sigma}_n(1) = \frac{\text{median}|Y_{ij}|}{0.6745} \quad (7)$$

其中:  $Y_{ij}$  为含噪图像 Contourlet 分解的第一层内的高频系数。对于  $l$  层  $k$  方向的子带,可以根据最大似然估计得到子带内信号的方差,如式(8):

$$\hat{\sigma}_{l,k}^2 = \max(0, \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N y_{k,l}^2(i,j) - \hat{\sigma}_n^2(l)) \quad (8)$$

其中:  $M, N$  为图像的长度和宽度。算法流程如图 4 所示。经过这种处理后再对变换系数进行重构,重构图像保持原图像的强边缘,增大弱边缘,同时降低噪声。

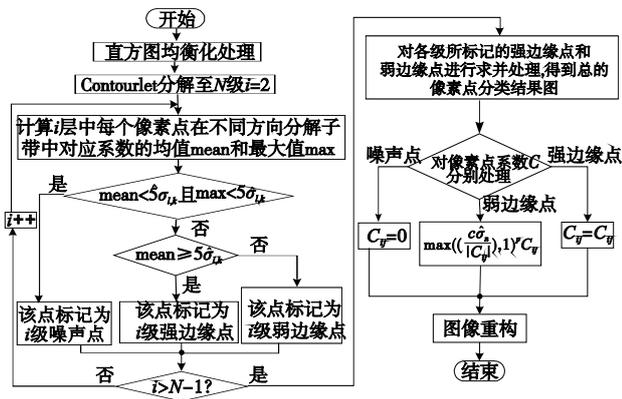


图4 算法流程图

### 3 实验分析

本文的光流分析针对静态景物和运动的摄像头,对图像序列中的两幅图像进行光流分析。本文采用 Horn&Schunck 算法进行光流计算。在普通 PC 机(主频 2.7 GHz)上运行本算法程序。图 5 为原始图像序列对, CCD 摄像头采集的图像进行截取后图像分辨率为  $256 \times 256$  像素,其中加入了强度约为 10 dBW 的高斯白噪声。经直方图均衡化处理后的图像如图 6 所示,亮度和对比度均有所提高,但同时噪声也被增强。在进行 NSCT 分解中对图像进行三级分解,其中第一级为低频子带,其余两级为高频子带,其中二级高频子带在两个方向上进行分解,三级高频子带在四个方向上进行分解。



图5 原始图像序列 图6 亮度平衡处理后的图像序列

根据几何流特征对二、三级高频图像的强边缘、弱边缘和噪声检测分类结果如图 7 所示,图中白色点代表噪声,灰色点代表弱边缘,黑色点代表强边缘。图 8 为经过 NSCT 算法进行图像降噪和增强处理后的图像最终效果。预处理后的图像序列所计算得到的光流场需要经过后处理,后处理过程包括异常点的剔除和模值化处理。异常点的判别主要是根据光流矢量的方向和模值,将明显不合理的矢量去除。模值化处理是指计算矢量的光流场每个矢量的模值,生成光流模值矩阵。模值矩阵以图 9 中的亮度图表示,图中像素点亮度越高表示光流的模值越大,如果不考虑误差及错误则代表该点距离摄像机越近。图 9 中光流模值图只显示了光流模值大于模值极大值  $1/2$  的点的模值,这些点可以代表近处的障碍物所占据的像素点。原始图像序列的光流模值矩阵如图 9(a)所示;经过 NSCT 去噪与增强处理后的图像序列计算得到的光流模值矩阵如图 9(b)所示。序列图中近处障碍物为一树干,以识别出来的全部近处障碍物点中落在树干区域范围内的比例作为有效点识别率来评价预处理对光流应用的效果。原始图像序列作光流计算后的有效点识别率为 42%,经过本文预处理算法处理后的图像序列的有效点识别率提高到 72%,提高了应用光流法来进行障碍物检测的环境感知检测效果。



图7 高频图像像素点分类结果 图8 经NSCT降噪与增强处理后的图像序列

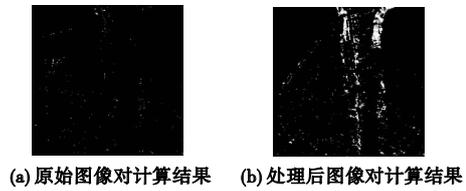


图9 光流模值矩阵

### 4 结束语

本文针对在黑暗环境下利用光流进行环境感知的机器人单目视觉系统,根据其所采集的红外视觉图像具有对比度低、亮度低及信噪比低的特点,建立了一种空域和非下采样 Contourlet 超小波变换域的联合预处理方法。其中非下采样 Contourlet 变换具有平移不变性,避免了第一代 Contourlet 变换中的伪吉布斯现象,减少了图像失真。本文的联合处理方法提高了图像亮度和对比度,对图像细节进行了增强的同时抑制了噪声,减小了后期在图像序列基础上进行光流运算的误差。实验结果表明,该方法有效地减小了光流计算中的错误率,在障碍物识别应用中的有效点识别率由未应用本文算法前的 42% 提高到了 72%,提高了机器人单目视觉系统通过光流法对环境的感知能力。本文算法在机器人导航应用中取得了令人满意的效果。

## 参考文献:

- [1] 周星,高志军. 立体视觉技术的应用与发展[J]. 工程图学学报, 2010,31(4):50-55.
- [2] 刘罡,刘玉斌,赵杰,等. 多节履带式煤矿救援机器人机构及动力学仿真[J]. 高技术通讯,2011,21(1):83-87.
- [3] LUCAS B D. Generalized image matching by the method of differences [D]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University,1984.
- [4] BARRON J L, FLEET D J, BEAUCHEMIN S S, *et al.* Performance of optical flow techniques [J]. *International Journal of Computer Vision*,1994,12(1):42-77.
- [5] HORN B K P, SCHUNCK B G. Determining optical flow [R]. Cambridge, MA: Massachusetts Institute of Technology,1980.
- [6] 陈邦忠,王秀坛,涂建平,等. 红外图像序列的运动目标检测[J]. 探测与控制学报,2002,24(3):11-13.
- [7] 张煜东,吴乐南,李铜川,等. 基于 PCNN 的图像直方图均衡化增强[J]. 东南大学学报:自然科学版,2010,40(1):64-68.
- [8] 朱会平,魏峰远. 探讨图像增强中直方图均衡化的应用[J]. 测绘与空间地理信息,2010,33(1):174-176.
- [9] 尹福昌,陈志刚. 基于 Contourlet 变换的遥感图像增强算法[J]. 光学精密工程,2008,16(10):2030-2037.
- [10] 闫河,潘英俊,刘加伶,等. 抗混叠 Curvelet 变换非高斯双变量模型图像降噪[J]. 光学精密工程,2009,17(7):1774-1781.
- [11] 屈小波,闫敬文,杨贵德. 改进拉普拉斯能量和的尖锐频率局部化 Contourlet 域多聚焦图像融合方法[J]. 光学精密工程,2009,17(5):1203-1212.
- [12] SHENSA M J. The discrete wavelet transform: wedding the a trous and Mallat algorithms [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 1992,40(10):2464-2482.
- [13] Da CUNHA A L, ZHOU Jian-ping, DO M N. Nonsubsampled Contourlet transform: theory, design, and applications [J]. *IEEE Trans on Image Processing*,2006,15(10):3089-3101.
- [14] 杨福生. 小波变换的工程分析与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 1999:271.
- [15] 张强. 基于多尺度几何分析的多传感器图像融合研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学,2008.
- [16] 许素芹,陈捷,孙继银. 基于 Contourlet 变换的图像增强方法 [J]. 微电子学与计算机,2007,24(12):100-102.
- [17] 沙宇恒,刘芳,焦李成. 基于非下采样 Contourlet 变换的 SAR 图像增强 [J]. 电子与信息学报,2009,31(7):1716-1721.