

# 基于哈特莱变换的快速图像模板匹配算法

龚俊斌, 明德烈, 刘德坤, 田金文

( 华中科技大学图像识别与人工智能研究所, 多谱信息处理技术国家级重点实验室, 武汉 430074)

**摘 要:** 去均值归一化模板互相关( ZNCC) 是工程中应用最多的图像匹配算法, 但过高的计算复杂度严重限制了其在实时系统中的应用。针对这一问题, 提出了基于快速哈特莱变换的快速模板图像匹配算法, 首先推导了该算法在哈特莱域的表达式, 利用可分离的快速哈特莱变换对相关面进行高效率整体计算, 然后在空间域对获取的相关面进行快速归一化处理 and 极值搜索, 并通过空间换取时间和积分图的策略进一步加快算法的计算速度。对算法计算量的定量分析和仿真实验结果表明, 算法计算效率高, 并且可以完全重构, 加速比与图像内容无关, 综合性能全面优于现有算法, 具有良好的工程应用前景。

**关键词:** 图像匹配; 离散哈特莱变换; 导航系统; 快速算法

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-4328(2011)05-1115-09

DOI: 10.3873/j.issn.1000-4328.2011.05.022

## Fast Image Template Matching Algorithm Based on Discrete Hartley Transform

GONG Jun-bin, MING De-lie, LIU De-kun, TIAN Jin-wen

( Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, National Key laboratory of Science and Technology on Multi-Spectral Information Processing, Wuhan 430074, China)

**Abstract:** The exhaustive-search zero-mean normalized cross-correlation algorithm ( ZNCC) is one of the most widely used image matching algorithms in the autonomic navigation systems of unmanned aerial vehicle. However, the computational cost of the algorithm is too high for many real-time applications. A fast image template matching algorithm based on discrete Hartley transform is proposed to greatly reduce the computational complexity of the algorithm. First, the ZNCC algorithm is described in the Hartley domain. Second, the cross-correlation surface is obtained by the separable 2D fast Hartley transform. Third, the inverse Hartley transform is calculated, and then the normalization and extremum search are conducted in the space domain. Finally, the computational complexity is further reduced by the image-integration strategy. The effectiveness of the proposed algorithm is demonstrated by using the SAR/optics matching tasks. Experimental results show that the proposed algorithm has high precision, high computational efficiency, data independence, and it outperforms the other popular state-of-the-art fast algorithms and would be very suitable for the image-aided navigation applications of unmanned aircraft.

**Key words:** Image matching; Discrete hartley transforms; Navigation systems; Fast algorithm

## 0 引 言

图像匹配是图像处理和计算机视觉中的基本问题之一, 是基于图像和视觉的导航定位应用的基础<sup>[1-2]</sup>。其中, 去均值归一化模板互相关算法( Zero-

mean Normalized Cross-Correlation algorithm ZNCC) 是一种经典图像匹配算法, 性能稳定, 抗干扰能力强, 具有良好的工程适用性。近年来, 虽然基于局部特征的图像匹配算法发展迅速, 但这些算法只适用于结构或纹理信息较为丰富, 且噪声水平较低的可见光单模图

收稿日期: 2010-04-17; 修回日期: 2011-03-29

基金项目: 国家自然科学基金( 61004111, 60972081); 航天十一五专项基金( 61801040303); 博士后科学基金( 20090460955)

像匹配<sup>[3-5]</sup>;而对于红外/可见光、SAR/可见光等复杂多模图像匹配应用,由于实时图与参考图在成像机理等方面的巨大差异,局部特征类算法在特征点提取和特征点对应两个方面都会遇到严重的问题,难以满足工程需求。而在这种条件下,基于全局特征的ZNCC算法则表现出良好的适用性,经过适当的图像预处理和匹配后处理,各种归一化互相关及其改进算法可以获得很高的匹配概率和定位精度,是目前飞行器导航定位系统中使用最多的图像匹配算法。

但是,ZNCC算法的计算复杂度高达 $O(M^2N^2)$ ,在大模板、大动态范围的情况下其计算量是十分惊人的,严重限制了其在工程中的应用。针对上述问题,本文提出基于快速哈特莱变换的快速模板图像匹配算法(FHT\_ZNCC)。该算法对经典的去均值归一化互相关图像匹配算法(ORI\_ZNCC)进行恒等变换,利用哈特莱变对相关面进行整体计算,然后反变换到空域进行快速图像匹配。同时,利用空间换时间和积分图的思想进一步提高计算效率。在同样精度条件下,该算法计算效率是直接互相关算法的10~100倍以上,计算结果理论上与直接互相关算法完全等效,计算效率高,硬件资源消耗小,并且加速性能与图像内容无关,具有良好的工程应用前景。

## 1 相关工作

图像匹配是图像处理中的研究热点,前人已经进行了大量的研究工作。图像匹配方法大致可以分为两类,一类是特征匹配,一类为模板匹配。

特征匹配通过提取图像中的高层特征或特征点(区域)进行匹配,如近年来流行的GLOF<sup>[3]</sup>、SURF<sup>[4]</sup>、SIFT<sup>[5]</sup>等特征匹配算法。这些算法通过高层特征提取进行图像匹配,具有抗旋转、抗几何尺寸变化、抗局部遮挡、抗视角变化等一些非常好的属性,但对图像质量和纹理信息要求较高,主要应用于计算机视觉中的同名点对匹配等可见光图像配准系统中,在成像机制差异大、噪声强的飞行器导航定位系统中使用较少。

模板匹配利用低层特征进行逐像素比较完成图像匹配,性能稳定,工程适用性好,是目前飞行器图像导航定位中主流的图像匹配算法,其中,使用最多的是基于相似性准则的去均值归一化互相关算法(ZNCC)<sup>[2-3]</sup>。但对于实时系统来说,当采用较大的

模板和较大的搜索范围时,该算法的计算量非常巨大。为了提高模板匹配的速度,研究人员相继提出了很多快速模板互相图像匹配算法。这些方法又大致分为两类。一类是有精度损失的快速算法,如金字塔图像匹配、投影矢量图像匹配、支撑向量图像匹配、小波系数匹配等方法,以及最近提出的基于多项式拟合和积分图的快速模板匹配算法<sup>[8]</sup>和变尺寸快速模板匹配算法等<sup>[6]</sup>;由于无人飞行器的自动导航系统对图像匹配算法的稳定性要求非常高,轻微的匹配性能损失都会造成重大的损失,因此这类算法并不适用;第二类是没有精度损失的方法,如经典的基于频率变换的傅里叶变换快速互相算法(FFT\_NCC)<sup>[7-8]</sup>,以及最近提出的基于相关系数的不等式特性的边界条件部分相关图像算法(BPC)<sup>[9]</sup>、增强边界条件相关算法(EBC,ZEBC)<sup>[10-11]</sup>等。其中,FFT\_NCC可以获得与原始全搜索互相关算法完全相关的性能,并且可以获取完整的相关面用于匹配置信度分析、信息融合等后处理操作,后两种算法虽然也可以获取与全搜索算法同样的匹配位置,但无法获取相关面,并且加速性能与图像内容相关,加速比不确定,这在无人飞行器图像匹配导航定位系统中是十分不利的。

为了进一步提高匹配导航应用中互相关算法的实时性,同时保持与全搜索算法的等效性和相关面的完整性,这里我们选择比快速傅里叶变换(FFT)具有更高计算效率和更好对称性的快速哈特莱变换构造快速图像模板匹配算法,并通过空间换时间的策略和积分图的运算方法进一步提高其实时性能。

## 2 算法的原理与实现

### 2.1 哈特莱变换

哈特莱变换是一种完全对称的实数域正交三角变换,相对与傅立叶变换具有更好的对称性和计算效率<sup>[12-15]</sup>。Hartley变换相对于傅立叶变换有两大优点:一是正反变换完全对称,原位操作,方便编程实现和资源复用;二是是一种实数变换,具有更高的计算效率和更小的存储消耗。理论分析显示,以快速哈特莱变换(FHT)为基础设计快速去均值归一化模板互相关算法,可以获得比经典的快速傅里叶变换互相关匹配算法(FFT\_NCC)更高的计算效率,同时可以保持相关面的等效性和完整性。

离散哈特莱变换及反变换定义如下<sup>[12]</sup>:

$$\begin{cases} y_k(N, x) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cos(2\pi kn/N), & k = 0, 1, 2, \dots, N-1; \\ x_n(N, x) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} y_k \cos(2\pi kn/N), & n = 0, 1, 2, \dots, N-1; \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $\cos(2\pi kn/N) = \cos(2\pi kn/N) + \sin(2\pi kn/N)$ 。

根据定义, 我们可以进一步推导哈特莱变换和傅里叶变换之间的关系:

$$\begin{cases} H(k) = \text{real}(F(k)) - \text{imag}(F(k)) \\ \text{real}[F(k)] = \frac{1}{2}(H(k) + H(N-k)) \\ \text{imag}[F(k)] = \frac{1}{2}H(k) - H(N-k) \end{cases} \quad (2)$$

根据离散哈特莱变换(DHT)的时移性质和相似性定理, 可以推导快速哈特莱变换(FHT)的计算方法<sup>[12]</sup>。对于基2算法,  $N$ 点FHT所需计算次数如下:

$$\begin{aligned} M_H &= N \log_2 N - \frac{3N}{2} - 8, \\ A_H &= \frac{3N}{2} \log_2 N - \frac{3N}{4} - 4 \end{aligned} \quad (3)$$

作为对比, 计算 $N$ 点FFT需要的乘法和加法计算次数如下<sup>[7]</sup>:

$$M_F = 2N \log_2 N, A_F = 3N \log_2 N \quad (4)$$

在图像匹配中, 我们用到的是二维离散哈特莱变换。由于哈特莱变换基底函数的特殊性, 采用类似二维离散傅里叶变换的方式构造的二维离散哈特莱变换是行列不可分离的, 如下式所示:

$$\begin{cases} H(k_1, k_2) = \frac{1}{\sqrt{N_1 N_2}} \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} V(n_1, n_2) \cdot \\ \quad \cos(2\pi(\frac{k_1 n_1}{N_1} + \frac{k_2 n_2}{N_2})) \\ V(n_1, n_2) = \frac{1}{\sqrt{N_1 N_2}} \sum_{k_1=0}^{N_1-1} \sum_{k_2=0}^{N_2-1} H(k_1, k_2) \cdot \\ \quad \cos(2\pi(\frac{k_1 n_1}{N_1} + \frac{k_2 n_2}{N_2})) \end{cases}$$

在图像匹配应用中, 这样的定义方式需要在大范围内对图像数据进行乱序寻址, 计算效率较低。因此, 这里我们选用可分离的二维离散哈特莱变换来实现快速模板互相关图像匹配算法, 定义如下<sup>[14]</sup>:

$$\begin{cases} H(k_1, k_2) = \frac{1}{\sqrt{N_1 N_2}} \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} V(n_1, n_2) \cdot \\ \quad \cos(2\pi(\frac{k_1 n_1}{N_1} + \frac{k_2 n_2}{N_2})) \\ V(n_1, n_2) = \frac{1}{\sqrt{N_1 N_2}} \sum_{k_1=0}^{N_1-1} \sum_{k_2=0}^{N_2-1} H(k_1, k_2) \cdot \\ \quad \cos(2\pi(\frac{k_1 n_1}{N_1} + \frac{k_2 n_2}{N_2})) \end{cases} \quad (5)$$

可以证明, 在高速缓存机制条件下, 公式(6)具有更高的计算效率。根据公式(3)、(6), 可以证明如下公式成立:

$$\begin{cases} \text{real}(F) = \frac{H(-k, l) + H(k, -l)}{2} \\ \text{imag}(F) = -\frac{H(k, l) - H(-k, -l)}{2} \\ H(k, l) = \text{real}(F(k, -l)) - \text{imag}(F(k, l)) \end{cases} \quad (6)$$

根据离散哈特莱变换的周期性, 可以进一步得到

$$\begin{cases} \text{real}(F) = \\ \quad \frac{H[(M-k) \% M, l] + H[k, (N-l) \% N]}{2} \\ \text{imag}(F) = \\ \quad -\frac{H[k, l] - H[(M-k) \% M, (N-l) \% N]}{2} \end{cases} \quad (7)$$

## 2.2 快速图像匹配算法原理

假定 $f$ 为小图,  $s$ 为大图,  $(W, L)$ 为小图 $f$ 的尺寸,  $(M, N)$ 为大图 $s$ 的尺寸。经典的去均值归一化互相关图像匹配算法(ZNCC, ORI\_ZNCC)可以采用公式(8)进行描述<sup>[2]</sup>:

$$\text{Match}(M_x, M_y) = (p, q)_{\text{Max}(\text{ZNCC}(s, f, p, q))};$$

$$\text{ZNCC}(s, f, p, q) =$$

$$\frac{\sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} (s_{p+j, q+k} - \bar{s}_{p, q}) \cdot (f_{j, k} - \bar{f})}{\sqrt{(\sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} (s_{p+j, q+k} - \bar{s}_{p, q})^2) (\sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} (f_{j, k} - \bar{f})^2)}} \quad (8)$$

将分子部分展开, 可得

$$\text{ZNCC}(s, f, p, q) =$$

$$\frac{\sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} s_{p+j, q+k} (f_{j, k} - \bar{f}) - \sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} \bar{s}_{p, q} (f_{j, k} - \bar{f})}{\sqrt{\left( \sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} (s_{p+j, q+k} - \bar{s}_{p, q})^2 \right) \left( \sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} (f_{j, k} - \bar{f})^2 \right)}}$$

$$\because \bar{f} = 1/WL \cdot \sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} f_{j, k}, \therefore \sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} (f_{j, k} - \bar{f}) = 0$$

$$\therefore \text{ZNCC}(s, f, p, q)$$

$$= \frac{\sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} s_{j+p, k+q} \cdot (f_{j, k} - \bar{f})}{\sqrt{\sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} (s_{j+p, k+q} - \bar{s}_{p, q})^2} \sqrt{\sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} (f_{j+p, k+q} - \bar{f})^2}}$$

$$= \left( \frac{1}{\sqrt{\sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} (s_{j+p, k+q} - \bar{s}_{p, q})^2}} \right) \left( \frac{1}{\sqrt{\sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} (f_{j+p, k+q} - \bar{f})^2}} \right)$$

$$\left( \sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} s_{j+p, k+q} \cdot (f_{j, k} - \bar{f}) \right) \quad (9)$$

$$\text{令 } c(s, f, p, q) = \sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} s_{j+p, k+q} \cdot (f_{j, k} - \bar{f}) =$$

$$\sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} s_{j+p, k+q} \cdot \hat{f}_{j, k}, C_F(k, l) = \text{FFT}(c(s, f, p, q)),$$

$$C_H(k, l) = \text{FHT}(c(s, f, p, q)), S = \text{FFT}(s), F = \text{FFT}(f),$$

根据 FFT 快速卷积定理, 可以证明下面公式 (10) 成立<sup>[10]</sup>,

$$C_F(k, l) = F^*(k, l) \cdot S(k, l)$$

$$c(i, j) = L_{WL} \cdot \text{IFFT}(C_F(k, l))$$

$$= L_{WL} \cdot \text{IFFT}(F^*(k, l) \cdot S(k, l))$$

$$L_{WL} = \begin{cases} 1, & i \in [0, M-W], \\ & \text{且 } j \in [0, N-L] \\ 0, & i \in [M-W+1, M], \\ & \text{或 } j \in [N-L+1, N] \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $i \in [0, M], j \in [0, N], L_{WL}$  为抗频谱混叠的窗函数, 如下图 1 所示。

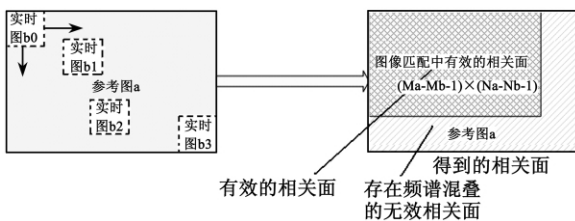


图 1 有效相关面窗口函数示意图

Fig. 1 The valid region in the cross-correlation surface

根据公式 (7) 和 (10), 可以证明下面公式 (11) 成立:

$$C_H(s, f, k, l) = 2^{(\log_2(MN) \frac{1}{2}-1)} \cdot$$

$$(H_s(M-p, N-q) + H_s(p, q)) \cdot$$

$$(H_{f^*}(M-p, N-q) + H_{f^*}(p, q)) +$$

$$(H_s(M-p, q) - H_s(p, N-q)) \cdot$$

$$(H_{f^*}(M-p, q) - H_{f^*}(p, N-q)) -$$

$$(H_s(M-p, N-q) - H_s(p, q)) \cdot$$

$$(H_{f^*}(M-p, q) + H_{f^*}(p, N-q)) +$$

$$(H_s(M-p, q) + H_s(p, N-q)) \cdot$$

$$(H_{f^*}(M-p, N-q) - H_{f^*}(p, q))$$

$$c(s, f, i, j) = L_{WL} \text{IFHT}(C_H(k, l))$$

$$= L_{WL} \text{FHT}(C_H(k, l));$$

$$L_{WL} = \begin{cases} 1, & i \in [0, M-W], \\ & \text{且 } j \in [0, N-L] \\ 0, & i \in [M-W+1, M], \\ & \text{或 } j \in [N-L+1, N] \end{cases} \quad (11)$$

根据公式 (7) 和 (11), 并提取常数项为  $w$ , 可以证明下面公式成立,

$$\text{Match}(M_x, M_y) = (p, q)_{\text{Max}(\text{ZNCC}(s, f, p, q))};$$

$$\text{ZNCC}(s, f, p, q) = WL_{WL} V(p, q) \text{IFHT}(R_H(p, q))$$

$$= WL_{WL} V(p, q) \text{FHT}(R_H(p, q)) \quad (12)$$

其中,

$$W = \frac{2^{\log_2(MN) \frac{1}{2}-1}}{\sqrt{\sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} (f_{j, k} - \bar{f})^2}}, \quad (13)$$

$$V(p, q) = \frac{1}{\sqrt{\sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} (s_{p+j, q+k} - \bar{s}_{p, q})^2}}, \quad (14)$$

$$R_H(p, q)$$

$$= (H_s(M-p, N-q) + H_s(p, q)) \cdot$$

$$(H_{(f^*)}(M-p, N-q) + H_{(f^*)}(p, q)) +$$

$$(H_s(M-p, q) - H_s(p, N-q)) \cdot$$

$$(H_{(f^*)}(M-p, q) - H_{(f^*)}(p, N-q)) -$$

$$(H_s(M-p, N-q) - H_s(p, q)) \cdot$$

$$(H_{(f^*)}(M-p, q) + H_{(f^*)}(p, N-q)) +$$

$$(H_s(M-p, q) + H_s(p, N-q)) \cdot$$

$$(H_{(f^*)}(M-p, N-q) - H_{(f^*)}(p, q)) \quad (15)$$

对于飞行器图像匹配定位中,参考图(大图) $s$ 往往提前已知,公式(13)中的 $V(p, q)$ 、 $H_s(p, q)$ 只与参考图 $s$ 有关,与实时图 $f$ 无关,因此可以采用空间换取时间的策略进行加速。在无人飞行器匹配导航应用中,可以提前离线计算好 $V(p, q)$ 、 $H_s(p, q)$ ,在进行数据准备阶段将其作为预处理数据保存在存储器中;而在进行图像匹配时,只需要进行一次取值操作和一次归一化乘法操作即可。

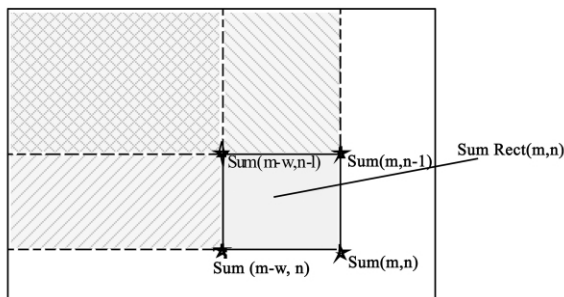


图2 积分图快速求和、求方差示意图

Fig. 2 The fast sum by integrating image

而对于前视自动目标捕获与跟踪等应用中,无法提前计算 $V(p, q)$ ,可以采用积分图的方式进行快速计算,计算公式如(17)所示<sup>[16]</sup>。利用积分图可以进行高阶矩的快速计算,其原理如图2所示。由公式(17)知,这里需要计算参考图的每一个矩形窗口的一阶矩和两阶矩,每个点只需要约16次加(减)法运算和3次乘法运算即可,相对于整个图像匹配算法,其计算量相对是比较小的。

$$\begin{aligned}
 & V_1(s, p, q) \\
 &= \left( \sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} s_{j+p, k+q}^2 - \frac{1}{WL} \left( \sum_{j=0}^{W-1} \sum_{k=0}^{L-1} s_{j+p, k+q} \right)^2 \right)^{1/2} \\
 &= \text{SumRect}(s^2(m, n)) - \frac{1}{WL} (\text{SumRect}(s(m, n)))^2 \cdot \\
 & \quad \text{SumRect}(m, n) \\
 &= \text{sum}(m, n) - \text{sum}(m-w, n) - \\
 & \quad \text{sum}(m, n-l) + \text{sum}(m-w, n-l) \quad (16)
 \end{aligned}$$

### 2.3 算法的流程

根据公式(7)–(15),基于哈特莱变换的快速模板互相关图像匹配算法的计算流程如下:

- (1) 参考图预处理和飞行数据装订(离线);
- (2) 根据飞行位置,提前读取 $H_s(p, q)$ 和 $V(p, q)$ ;
- (3) 获取机载实时图像并进行预处理;

(4) 计算实时图共轭哈特莱变换  $\text{FHT}((f - \bar{f})^*(p, q))$ ;

(5) 根据公式(15),计算 $R_H(p, q)$ 和 $\text{IFHT}(R_H(p, q))$ ;

(6) 根据公式(13),计算归一化因子 $W$ ;

(7) 根据公式(12),计算 $\text{ZNCC}(s, f, p, q)$ 和 $\text{Match}(M_x, M_y)$ ;

(8) 返回相关面和匹配结果,并进行置信度分析。

对于图像匹配定位应用,步骤(1)和(2)可以在获取实时图前先计算好,只有步骤(3)–(8)需要实时计算。

## 3 计算效率分析

### 3.1 乘法和加法次数分析

假定参考图和实时图的大小分别为 $(M, N)$ 和 $(W, L)$ ,对于 $\text{FHT\_ZNCC}$ 算法,进行一次图像匹配需要执行一次实时图扩展 $\text{FHT}$ (注:参考图 $\text{FHT}$ 可以离线计算),四次 $MN$ 点实数乘法,一次 $MN$ 点 $\text{IFHT}$ ,一次 $MN$ 点归一化乘法操作,由公式(3)、(12)可知,该算法进行一次图像匹配需要的乘法次数为:

$$\begin{aligned}
 M_{\text{FHT\_ZNCC}} &= MN \left( \frac{\log_2 M}{s} + \log_2 M + 2\log_2 N - \right. \\
 & \quad \left. \frac{8}{sM} - \frac{8}{M} - \frac{16}{N} - \frac{3}{2s} + \frac{1}{2} \right)
 \end{aligned}$$

需要的加法次数为:

$$\begin{aligned}
 A_{\text{FHT\_ZNCC}} &= 3MN \left( \frac{\log_2 M}{2s} + \frac{\log_2 M}{2} + \log_2 N - \right. \\
 & \quad \left. \frac{2}{sM} - \frac{2}{M} - \frac{4}{N} - \frac{3}{8s} + \frac{37}{64} \right)
 \end{aligned}$$

其中, $s$ 为参考图和实时图大小的比例因子,这里假定高度和宽度比例的比例因子相等。

### 3.2 与直接互相关算法(ORI\_ZNCC)的比较

对于原始去均值归一化互相关图像匹配算法(ORI\_ZNCC)算法,每一个搜索点需要的乘法次数为 $WL$ ,根据公式(8),进行一次全搜索图像匹配需要的乘法和加法次数分布为:

$$\begin{aligned}
 M_{\text{ORI\_ZNCC}} &= WLMN \left( 1 + \frac{WL}{MN} - \frac{(L-1)}{N} - \right. \\
 & \quad \left. \frac{(W-1)}{M} - \frac{W-L+1}{MN} \right)
 \end{aligned}$$

$$A_{\text{ORI\_ZNCC}} = WLMN \left( 1 + \frac{WL}{MN} - \frac{(L-1)}{N} - \frac{(W-1)}{M} - \frac{W-L+1}{MN} \right)$$

因此, FHT\_ZNCC 算法与 ORI\_ZNCC 算法的乘法加速比为:

$$\text{AccRateM}_{\text{DICT\_ZNCC\_FHT\_ZNCC}} = \frac{WL \left( 1 + \frac{WL}{MN} - \frac{(L-1)}{N} - \frac{(W-1)}{M} - \frac{W-L+1}{MN} \right)}{\left( \frac{1}{s} + 1 \right) \log_2 M + 2 \log_2 N - \frac{8}{sM} - \frac{8}{M} - \frac{16}{N} - \frac{3}{2s} + \frac{1}{2}} \quad (17)$$

FHT\_ZNCC 算法与 ORI\_ZNCC 算法的加法加速比为:

$$\text{AccRateA}_{\text{ORI\_ZNCC\_FHT\_ZNCC}} = \frac{WL \left( 1 + \frac{WL}{MN} - \frac{(L-1)}{N} - \frac{(W-1)}{M} - \frac{W-L+1}{MN} \right)}{3 \left( \left( \frac{1}{2s} + \frac{1}{2} \right) \log_2 M + \log_2 N - \frac{2}{sM} - \frac{2}{M} - \frac{4}{N} - \frac{3}{8s} + \frac{37}{64} \right)} \quad (18)$$

对于参考图大小为  $512 \times 512$ , 实时图大小为  $128 \times 128$  的图像匹配应用, 上述加速比分别为

$$\text{AccRateM}_{\text{ORI\_ZNCC\_FHT\_ZNCC}} = 315.1;$$

$$\text{AccRateA}_{\text{ORI\_ZNCC\_FHT\_ZNCC}} = 210.1;$$

对于参考图大小为  $128 \times 128$ , 实时图大小为  $32 \times 32$ , 上述加速比分别为

$$\text{AccRateM}_{\text{ORI\_ZNCC\_FHT\_ZNCC}} = 25.3;$$

$$\text{AccRateA}_{\text{ORI\_ZNCC\_FHT\_ZNCC}} = 16.9;$$

可见, FHT\_ZNCC 算法与 ORI\_ZNCC 算法计算效率提高约 20 倍 - 300 倍。在实际应用中, 由于寻址等其他操作影响, 加速比会有所下降, 但一般可以达到 10 - 100 倍以上。

### 3.3 与 FFT 快速互相关算法(FFT\_ZNCC)比较

对于 FFT\_ZNCC 算法, 进行一次图像匹配需要执行 1 次实时图扩展 FFT, 一次  $MN$  点复数共轭乘法, 一次  $MN$  点 IFFT, 一次  $MN$  点归一化乘法操作, 由公式 (5)、(9)、(11) 可知, FFT\_ZNCC 算法进行一次图像匹配需要的乘法和加法次数分布为:

$$M_{\text{FFT\_ZNCC}} = MN \left( 2 \left( 1 + \frac{1}{s} \right) \log_2 M + 4 \log_2 N + 5 \right)$$

需要的加法次数为:

$$A_{\text{FFT\_ZNCC}} = 3MN \left( \left( 1 + \frac{1}{s} \right) \log_2 M + 2 \log_2 N \right)$$

因此, FHT\_ZNCC 与 FFT\_ZNCC 算法的乘法加速比为:

$$\text{AccRateM}_{\text{FFT\_ZNCC\_FHT\_ZNCC}} = \frac{2 \left( 1 + \frac{1}{s} \right) \log_2 M + 4 \log_2 N + 5}{\left( 1 + \frac{1}{s} \right) \log_2 M + 2 \log_2 N - \frac{8}{sM} - \frac{8}{M} - \frac{16}{N} - \frac{3}{2s} + \frac{1}{2}} \quad (19)$$

FHT\_ZNCC 与 FFT\_ZNCC 算法的加法运算加速比为:

$$\text{AccRateA}_{\text{FFT\_ZNCC\_FHT\_ZNCC}} = \frac{2 \left( 1 + \frac{1}{s} \right) \log_2 M + 4 \log_2 N}{\left( 1 + \frac{1}{s} \right) \log_2 M + 2 \log_2 N - \frac{4}{sM} - \frac{4}{M} - \frac{8}{N} - \frac{6}{8s} + \frac{37}{32}} \quad (20)$$

假定参考图大小为  $512 \times 512$ , 实时图大小为  $128 \times 128$ , 则上述加速比分别为

$$\text{AccRateM}_{\text{FFT\_ZNCC\_FHT\_ZNCC}} = 2.35;$$

$$\text{AccRateA}_{\text{FFT\_ZNCC\_FHT\_ZNCC}} = 2.05;$$

假定参考图大小为  $128 \times 128$ , 实时图大小为  $32 \times 32$ , 则上述加速比分别为

$$\text{AccRateM}_{\text{FFT\_ZNCC\_FHT\_ZNCC}} = 2.42;$$

$$\text{AccRateA}_{\text{FFT\_ZNCC\_FHT\_ZNCC}} = 2.03;$$

可见, FHT\_ZNCC 算法与 FFT\_ZNCC 算法计算效率提高了约 2 倍左右, 并且在减少乘法次数上效果更加明显, 而乘法的计算代价通常要远大于加法。同时, 由于 FHT\_ZNCC 算法全部采用实数操作, 并且正反变换完全对称, 对于 CPU 的 IO 带宽和外部存储容量的需求都要比基于复数域操作的 FFT\_ZNCC 小一半左右, 这在嵌入式应用中也是十分有利的。

## 4 实验结果讨论

在本小节, 我们从计算精度和计算效率两个方面考察 FHT\_ZNCC 算法。

### 4.1 计算精度

从上述推导过程可知, FHT\_ZNCC 与 ORI\_ZNCC 算法在数学上完全等价, 当计算过程中取无限精度时, 两种算法获取的相关面和匹配结果完全相同。当采用单精度浮点 (PC, DSP) 计算时, 二者

将会有非常细微的差异,但基本可以忽略不计。当采用定点计算时,如果采用合适的量化方法和定标精度,同样可以获得非常高的计算精度。

图3给出了单精度浮点条件下 SAR 和可见光

图像匹配的实验结果。其中,参考图使用法国 SPOT5 卫星光学影像,实时图采用经过预处理的加拿大 RadaSat I 卫星 SAR 图像,分辨率为 10 米/像素。

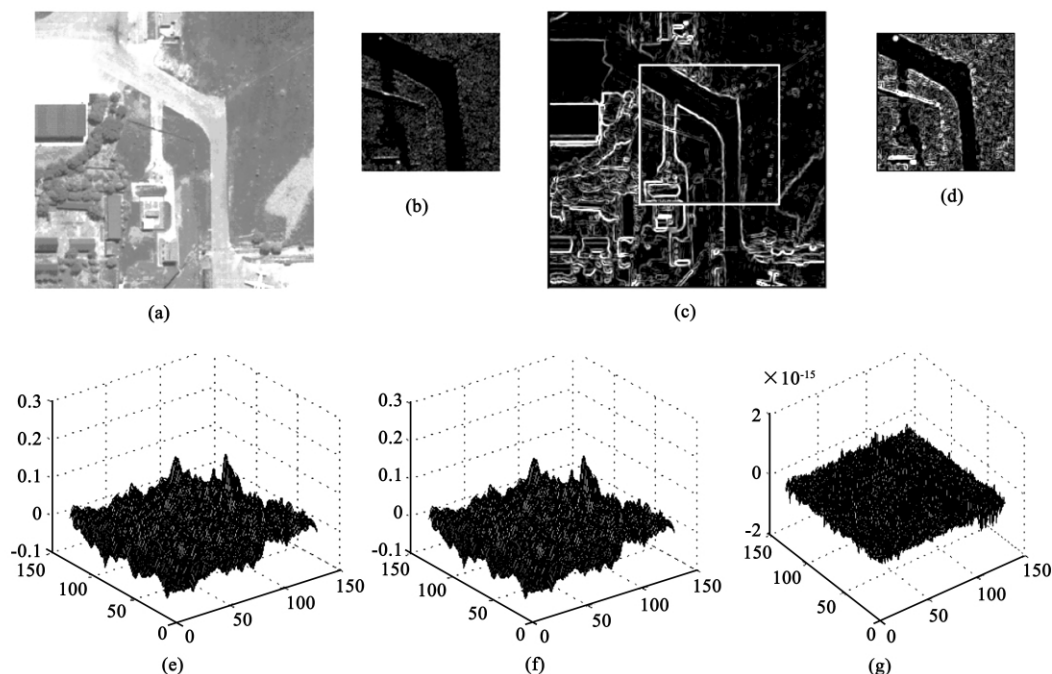


图3 SAR/可见光景象匹配中 FHT\_ZNCC 和 ORI\_ZNCC 算法相关面比较

a: 参考图; b: 实时图; c: 参考图特征空间( Sobel 梯度) 和匹配结果; d: 实时图特征空间( 对数增强 + Sobel 梯度) ;  
e: ORI\_ZNCC 相关面; f: FHT\_ZNCC 相关面; g: ORI\_ZNCC 与 FHT\_ZNCC 相关面差值 (在  $10^{-15}$  数量级)

Fig. 3 The comparison of the cross-correlation surface got by FHT\_ZNCC and ORI\_ZNCC with SAR/Optical matching ( a: The reference image( optical) ; b: The real-time image( SAR) :

c: The feature image of the reference image( Sobel gradient) and the matched position;

d: The feature image of the real-time image( logarithmic enhancement and Sobel gradient) ;

e: The cross-correlation surface got by ORI\_ZNCC; f: The cross-correlation surface got by FHT\_ZNCC;

g: The difference between the two surfaces , the value is at about  $10^{-15}$  magnitude; )

从图3可知,在单精度浮点条件下,FHT\_ZNCC 算法与 ORI\_ZNCC 算法的计算结果基本上完全重合,两者偏差非常小。更进一步实验表明,当以双精度浮点直接 ORI\_ZNCC 为基准,分别看和单精度 FHT\_ZNCC 和单精度 ORI\_ZNCC 算法的相关面的计算精度时,两者的 SNR 基本相当,都在 120 以上,峰值点最大相对偏差小于 0.01%,与本文理论推导完全相符。

#### 4.2 计算效率

下面设计实验对 FHT\_ZNCC 算法的计算效率进行验证和测试。作为对比的方法分别为 ORI\_ZNCC 算法<sup>[2]</sup>,FFT\_ZNCC 算法<sup>[10]</sup>和最新提出的

ZEBC 算法<sup>[14]</sup>。其中,FHT\_ZNCC、ORI\_ZNCC、FFT\_ZNCC 为图像内容无关的算法,ZEBC 则是一种与图像内容相关的快速等效全搜索算法。这里我们从获取图像到返回匹配结果的最长响应时间、最短响应时间和平均响应时间三个方面来考察算法的计算效率。对于大多数导航定位类应用,必须在截止时间(Dead Line)前返回计算结果,否则就会造成严重的后果,因此最长响应时间是其中最重要指标。

在实验中,参考图使用 SPOT5 卫星光学影像,实时图则从与之配准的 RadaSat I 卫星 SAR 图像中等间隔截取 100 幅子图的方式获得,图像的分辨率为 10 米/像素。实验结果如表 1 所示。其中,PC 机

实验结果,计算机硬件配置为 P4 3.0GHz CPU, 512M DDR 内存,软件开发环境为 VC6.0,考虑到通用性,算法代码全部使用标准 C 来实现,未使用 IPP 等优化指令集。嵌入式平台实验结果,硬件平台为 SpectrumDigital 公司的 DSK6713,主频 225Mhz,板载 16MB SDRAM,软件开发环境为 CCS 2.20.18,程序框架采用标准 C 进行开发,算法的核心代码使用手工汇编进行优化,FFT 使用 TI 公司的 DSPLIB 实现。涉及的数据类型全部采用单精度浮点算法。

从表中可以看出,FHT\_ZNCC 算法的计算效率相对于 ORI\_ZNCC,FFT\_ZNCC 和 ZEBC 算法有显著的提高。其中,前三种算法由于都与内容无关,其在各种情况下的响应时间基本相等。FHT\_ZNCC 相对于 ORI\_ZNCC 算法约提高约 8 到 100 倍,并且随着实时图和参考图的增大加速比不断增大。FHT\_ZNCC 相对于 FFT\_ZNCC 算法提高约 1.8~2.2 倍,并且在嵌入式硬件平台上的加速效果要优于 PC 机上的加速效果。这是因为 DSP 的 cache 较小,而 FHT\_ZNCC 算法具有较低的内存消耗和较高的代码密度,提高了 DSP 的 cache 命中效率,同时降低了 ALU 对于 CPU IO 带宽的要求,因此得到了更优的

性能。

ZEBC 算法则是一种与内容有关的加速方法,其响应时间则根据图像内容发生较大范围波动。从最大响应时间上看,FHT\_ZNCC 算法相对 ZEBC 算法提高 4~8 倍。从原理上看,ZEBC 算法的快速等效全搜索主要通过对当前的相关系数上边界的精确估计来实现,在图像噪声较强时其加速性能会严重下降,同时其性能还和模板子区间的划分参数相关。而对于本文主要关注导航定位类应用,大多数情况下采用红外/可见光、雷达/可见光等多源图像匹配模式,图像噪声强,差异大,相关性弱,ZEBC 算法的相关系数上界估计的计算效率非常低,导致加速性能严重下降,加速比大幅波动。同时,ZEBC 方法还无法获取完整的相关面,无法进行匹配后处理融合和置信度分析,而这两点对于无人飞行器的图像匹配导航系统的稳定性都是非常重要的。表 1 中的试验结果与前一小节的理论分析结果基本相符,说明了本文提出的算法相对于经典算法和当前流行的快速算法在实时性上有显著的提高,有效地提高了图像匹配系统的响应速度。

表 1 FHT\_ZNCC、ORI\_ZNCC、FFT\_ZNCC 以及 ZEBC 在不同平台上计算效率对比表

Table 1 The comparison of computational efficiency of FHT\_ZNCC, ORI\_ZNCC, FFT\_ZNCC and ZEBC on different platforms

参考图大小 (像素)	实时图大小 (像素)	测试 算法	PC 平台			DSP 平台		
			最大响应 时间/ms	最小响应 时间/ms	平均响应 时间/ms	最大响应 时间/ms	最小响应 时间/ms	平均响应 时间/ms
(128,128)	(32,32)	FHT_ZNCC	6.37	6.37	6.37	6.85	6.85	6.85
		ORI_ZNCC	49.7	49.7	49.7	54.13	54.13	54.13
		FFT_ZNCC	13.51	13.51	13.51	14.80	14.80	14.80
		ZEBC	22.30	3.28	5.68	25.34	4.15	6.53
(256,256)	(64,64)	FHT_ZNCC	31.53	31.53	31.53	30.7	30.7	30.7
		ORI_ZNCC	713.6	713.6	713.6	986.5	986.5	986.5
		FFT_ZNCC	58.04	58.04	58.04	62.9	62.9	62.9
		ZEBC	233.32	17.95	30.95	257.88	27.12	37.25
(512,512)	(128,128)	FHT_ZNCC	190.4	190.4	190.4	144.5	144.5	144.5
		ORI_ZNCC	13304.6	13304.6	13304.6	17806.4	17806.4	17806.4
		FFT_ZNCC	353.5	353.5	353.5	281.4	281.4	281.4
		ZEBC	704.48	53.52	207.52	910.35	67.85	238.15

5 结 论

去均值归一化互相关是工程中应用最广的图像匹配算法。计算量大,实时性差是制约其在实时系统中应用的一个瓶颈问题。针对这一问题,本文提出基于哈特莱变换的快速模板图像匹配算法。该算

法的引入使得图像匹配系统的实时性得到显著提高,计算时间降低到经典算法的 1/8 到 1/100,具有重要的工程意义。该算法与原始 ZNCC 算法在理论上完全等效,具有良好的通用性,可以替代各种应用场合下的 ZNCC 及其变种算法,在图像处理和计算机视觉有广泛的应用。在今后的工作中,我们将进



一步将该算法硬件化,通过 FPGA 实现并进行 IP 核封装,从而使该算法可以更方便的在更多的工程领域得到应用。

### 参 考 文 献

- [1] Lemaire T, Berger C, Jung I K. Vision-based SLAM: stereo and monocular approaches[J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 74(3): 343 – 364.
- [2] Forsyth D A, Ponce J. Computer Vision: A modern approach [M]. Illinois, USA: Pearson Hall, 2002: 352 – 374.
- [3] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615 – 1630.
- [4] Bay H, Ess A, Tuytelaars T. Speeded-Up robust features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346 – 359.
- [5] Lowe D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91 – 110.
- [6] Shinichiro O, Masako O. Fast template matching with polynomials[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8): 2139 – 2149.
- [7] Lewis J P. Fast normalized cross-correlation[R]. Palo Alto CA: Interval Research Institute, March 1995.
- [8] Kadyrov A, Petrou M. The ‘invaders’ algorithm: Range of values modulation for accelerated correlation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analyse and Machine Intelligence, 2006, 28(10): 1882 – 1886.
- [9] Mattoccia S, Tombari F, Stefano L D. Fast full-search equivalent template matching by enhanced bounded correlation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(4): 528 – 538.
- [10] Yacov H, Hagit H. Real-time pattern matching using projection kernels[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2005, 27(9): 1430 – 1445.
- [11] Tombari F, Mattoccia S, Stefano L D. Full-search-equivalent pattern matching with incremental Dissimilarity Approximations [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2009, 31(1): 129 – 141.
- [12] Bracewell R N. Assessing the hartley transform [J]. IEEE Transactions on Acoustics. Speech. And Signal Processing, 1990, 38(12): 2173 – 2177.
- [13] Liu J G, Chanb F H, Lamb F K. Moment-based fast discrete Hartley transform [J]. Signal Processing, 2003, 83(8): 1749 – 1757.
- [14] Waston A B, Poirson A. Separable two-dimensional discrete Hartley transform [J]. Journal of Optical Society Americ, 1986, 3(12): 2001 – 2004.
- [15] 孙鹤泉, 沈永明, 王永学, 等. Hartley 变换在互相关分析中应用研究[J]. 大连理工大学学报, 2004, 44(2): 284 – 288. [Sun He-quan, Shen Yong-ming, Wang Yong-xue, et al. Application of hartley transform to cross-correlation analys [J]. Journal of Dalian University of Technology, 2004, 44(2): 284 – 288.]
- [16] Viola P, Jones M. Robust real time object detection technical report. CRL 2001/01 [R]. Cambridge, USA: Compaq – Cambridge Research Laboratory, February 2001.

作者简介: 龚俊斌(1978 –), 男, 博士, 湖中科技大学图像所博士后, 研究方向为图像处理, 计算机视觉应用, 飞行器精确导航技术等。

通信地址: 湖北省武汉市华中科技大学图像所遥感实验室 1208(430074)

电话: (027) 87550164

E-mail: gongjunbin@foxmail.com

(编辑: 余 未)