

结合特征和时空关联的稳健图像匹配方法

邓志鹏 杨杰 全勇

(上海交通大学图像处理与模式识别研究所, 上海, 200030)

摘要 提出了基于特征和时空关联的积相关图像匹配算法. 首先, 采用 Bubble 小波边缘检测方法提取实时图与基准图特征; 其次, 利用惯导位置信息平移基准图, 实现序列实时图在其对应基准图中的相对位置相同; 最后, 基于匹配概率与匹配面积成正比原理叠加序列积相关矩阵, 并确定匹配位置. 该方法克服了因面积增大由几何失真导致的匹配概率下降的缺点, 使匹配概率已精度得到提高, 具有较好的匹配稳健性.

关键词 景象匹配, 特征提取, 时空关联, 小波变换.

THE ROBUST IMAGE REGISTRATION METHOD BY COMBINING FEATURE AND SPATIAL-TEMPORAL CORRELATION

DENG Zhi-Peng YANG Jie QUAN Yong

(Institute of image processing & pattern recognition, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

Abstract A product correlation algorithm of image registration based on feature and spatial-temporal correlation was presented. At first edge features of real-time images and base image are extracted by using Bubble wavelet. Then, the base image is shifted according to position guided by inertia system, in order to make the position of real-time image in base image to be same. Finally, owing to the direct ratio between probability of registration and area of registration, the sequential product correlation matrix is added, and the registration position is searched in the added matrix. This method has overcome the shortcoming that the probability of registration decreasing with the increasing of the area owing to geometric distortion, and has improved the probability, precision and robustness of registration.

Key words image registration, feature extraction, spatial-temporal correlation, wavelet transform.

引言

数字景象匹配系统可辅助提高惯导系统的制导精度. 该系统是依靠机载摄像机实时拍摄地面的景物图像, 生成实时图, 并同预先由侦察卫星(或无人机)拍摄处理并存储在机载计算机里的地面景物参考图像进行匹配, 实时确定飞行器的精确位置, 为惯导系统提供纠偏信号, 来进行精确定位. 因此, 图像匹配概率和定位精度是景象匹配最重要的技术指标. 图像透视失真, 旋转失真、几何失真、平移失真, 甚至局部灰度反转等. 因此, 采用常规单一算法(基于像素值的灰度积相关算法^[1]、基于频域的快速傅里叶相位相关算法^[2,3]和基于边缘、角点和矩特征

的算法^[4])进行景象匹配, 匹配概率低. 为了解决此问题, 本文提出了结合特征和时空关联的稳健图像匹配方法.

1 图像特征提取

边缘是图像的主要特征, 小波变换具有结合多尺度信息检测局域突变的能力, 故可采用平滑函数的一阶导数作为小波函数, 实现边缘检测与滤波.

设 $\theta(x_1, x_2)$ 是二维平滑函数, 把它沿 x_1, x_2 2 个方向上的一阶导数作为 2 个基本小波:

$$\phi^{(1)}(x_1, x_2) = \frac{\partial \theta(x_1, x_2)}{\partial x_1},$$

$$\phi^{(2)}(x_1, x_2) = \frac{\partial \theta(x_1, x_2)}{\partial x_2} \quad (1)$$

再令

$$\begin{aligned} \phi_a^{(1)}(x_1, x_2) &= \frac{1}{a^2} \phi^{(1)}\left(\frac{x_1}{a}, \frac{x_2}{a}\right) = \frac{\partial \theta_a(x_1, x_2)}{\partial x_1}, \\ \phi_a^{(2)}(x_1, x_2) &= \frac{1}{a^2} \phi^{(2)}\left(\frac{x_1}{a}, \frac{x_2}{a}\right) = \frac{\partial \theta_a(x_1, x_2)}{\partial x_2}. \end{aligned} \quad (2)$$

式中 $\theta_a(x_1, x_2) = \theta\left(\frac{x_1}{a}, \frac{x_2}{a}\right)$, 则对任意二维函数 f

$(x_1, x_2) \in L^2(R^2)$, 其小波变换有 2 个分量:

$$\begin{aligned} WTf(a, x_1, x_2) &= \begin{bmatrix} WT^{(1)}f(a, x_1, x_2) \\ WT^{(2)}f(a, x_1, x_2) \end{bmatrix} \\ &= a \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x_1} [f(x_1, x_2) \otimes \theta_a(x_1, x_2)] \\ \frac{\partial}{\partial x_2} [f(x_1, x_2) \otimes \theta_a(x_1, x_2)] \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (3)$$

式中 \otimes 代表二维卷积, $WT^{(1)}$ 和 $WT^{(2)}$ 分别反映此图像灰度沿 (x_1, x_2) 方向的梯度. 其模值为

$$\begin{aligned} M[WTf(a, x_1, x_2)] \\ = \sqrt{|WT^{(1)}f(a, x_1, x_2)|^2 + |WT^{(2)}f(a, x_1, x_2)|^2}. \end{aligned} \quad (4)$$

选择合适阈值, 则得图像 $f(a, x_1, x_2)$ 的所有边缘点. 一般而言, 噪声是引起假边缘的主要因素, 为了抑制噪声, 采用边缘相关^[5]评价准则(令 $a = 2^j, j = 1, 2, 3, \dots$).

$$R_n(j, x_1, x_2) = \prod_{i=0}^{n-1} M_{2^{j+i}} f(x_1, x_2). \quad (5)$$

式中 n 表示乘运算中尺度的个数 ($n \geq 1$), j 表示边缘相关的初始尺度. 由图 1 可见, 如果点 (x_1, x_2) 是假边缘, 则在乘运算中被抑制. 因此, $R_n(j, x_1, x_2)$ 具有在抑制图像噪声的同时保持图像的真正边缘. 为了能量级的一致性, 将 $R_n(j, x_1, x_2)$ 归一化:

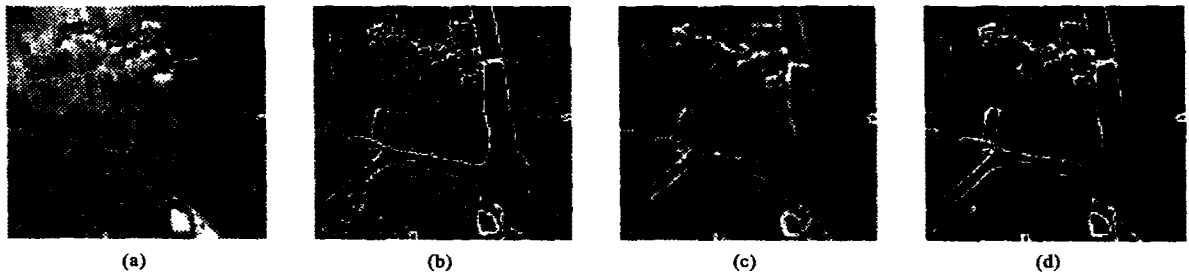


图 1 图像的 $R_2(x_1, x_2)$ 边缘相关 (a) 实时图 $f(x_1, x_2)$ (b~c) $f(x_1, x_2)$ 的小波变换结果 (d) $R_2(x_1, x_2)$ 结果
Fig. 1 Edge correlation of $R_2(x_1, x_2)$ on image (a) The real-time image $f(x_1, x_2)$ (b~c) The results of the wavelet transform of $f(x_1, x_2)$ for $j = 1, 2$ (d) The result of $R_2(x_1, x_2)$

$$\bar{R}_n(j, x_1, x_2) = R_n(j, x_1, x_2) \sqrt{\frac{MP(j)}{RP_n(j)}} \quad (6)$$

式中 $MP(j) = \sum_{x_1} \sum_{x_2} |M_{2^j} f(x_1, x_2)|^2, RP_n(j) = \sum_{x_1} \sum_{x_2} |R_n(j, x_1, x_2)|^2$. 特征选择依据为: 如果 $\bar{R}_2(x_1, x_2)$ 大于其相应的模值. 本文所选小波为 Bubble 小波, 并且 $n = 2$.

2 基于时空关联的图像匹配

2.1 积相关匹配算法

相关算法为制导中成熟且普遍采用的方法. 如果把相同规格的 2 幅数字图像看成多维矢量, 那么像素的个数与灰度分别为矢量的维数和数值, 通过计算 2 个矢量的夹角余弦值作为相似性度量函数, 即夹角越小图像越相似. 设基准图 M 大小为 $M_R \times M_C$, 实时图 N 大小为 $N_R \times N_C$, (其中 $M_R > N_R, M_C > N_C$). 令 $G_M(x, y)$ 表示图像 M 在 (x, y) 处的灰度值, $G_N(x, y)$ 表示图像 N 在 (x, y) 处的灰度值.

定义积相关算法为

$$\rho(x, y) = G_M \cdot G_N = \|G_M\|_2 \|G_N\|_2 \cos\theta = G'_M G_N, \quad (7)$$

于是, 利用施瓦兹不等式

$$G'_M G_N \leq \|G_M\|_2 \|G_N\|_2. \quad (8)$$

可以看出, 只有当 $\theta = 0^\circ$, 相关值 $\rho(x^*, y^*)$ 才有极大值, 反之则不然, 因此, 利用这种性质可以确定出匹配位置 (x^*, y^*) .

积相关算法即使在理想的情况下, 相关矩阵的极大值也不是唯一的, 即在不匹配位置上出现极大值也是可能的, 从而出现伪峰, 产生假匹配. 为了改进积相关算法, 采用归一化积相关算法 (Nprod), 定义为矢量 $M_{x,y}(i, j)$ 和 $N(i, j)$ 之间夹角 θ 的余弦 $\cos\theta$ (见 Eq. 9):

$$\rho(x, y) \triangleq \frac{\sum_{i=1}^{N_R} \sum_{j=1}^{N_C} G_M(x+i, y+j) \cdot G_N(i, j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N_R} \sum_{j=1}^{N_C} G_M(x+i, y+j)^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{N_R} \sum_{j=1}^{N_C} G_N(i, j)^2}}$$

$$= \frac{G'_M \cdot G'_N}{\|G'_M\|_2 \|G'_N\|_2} \quad (9)$$

易见,(1)当且仅当 $\theta = 0^\circ$ 时 $\rho(x, y) = 1$; (2) Nprod 算法不受刻度因子的影响. 匹配过程即计算实时图与基准图的归一化积相关矩阵, 进而在此积相关矩阵中搜索出匹配峰值, 确定其位置, 其位置即为匹配点位置(实时图的左上角在基准图中的位置).

2.2 时空关联的图像匹配算法

由于图像受成像条件和外界环境变化的影响较大, 最大的相关峰值不一定对应真正的匹配点, 尤其在低信噪比时匹配概率与精度不高, 不具备良好的匹配鲁棒性. 为了提高基于相关算法的匹配概率与精度, 将时空关联思想引入图像匹配算法. 基本原理是依据短时间内惯导平台的误差增量很小(实时图的中心和基准图中心的匹配位置矢量具有几何不变性), 将 N 次匹配的归一化积相关矩阵进行叠加, 由叠加后的积相关矩阵中最大值确定匹配位置. 此方法相当于扩大了实时图的面积, 增强了相关峰值为正确匹配位置的可靠性; 同时, 在实时图存在几何失真的情况下, 避免了因拼接导致图像的失真增大而使匹配概率降低.

2.2.1 基准图的选择

为了实现积相关矩阵叠加, 设飞行器速度为 V (航向角规定为飞行方向与 X 轴的夹角, 用 φ 表示), 摄像机采图间隔为 T , 因此相邻 2 帧实时图的中心在 X 轴、 Y 轴距离为 (XYZ 坐标系)

$$\begin{cases} DX = VT\cos\varphi_1 \\ DT = VT\sin\varphi_1. \end{cases} \quad (10)$$

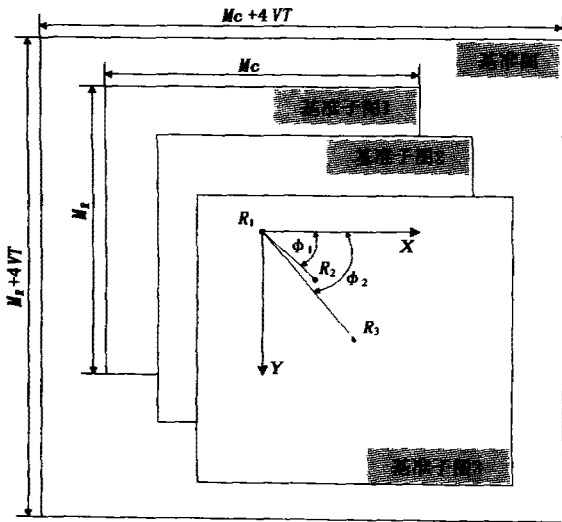


图2 时空关联原理图
Fig.2 The relating sketch of spatial-temporal

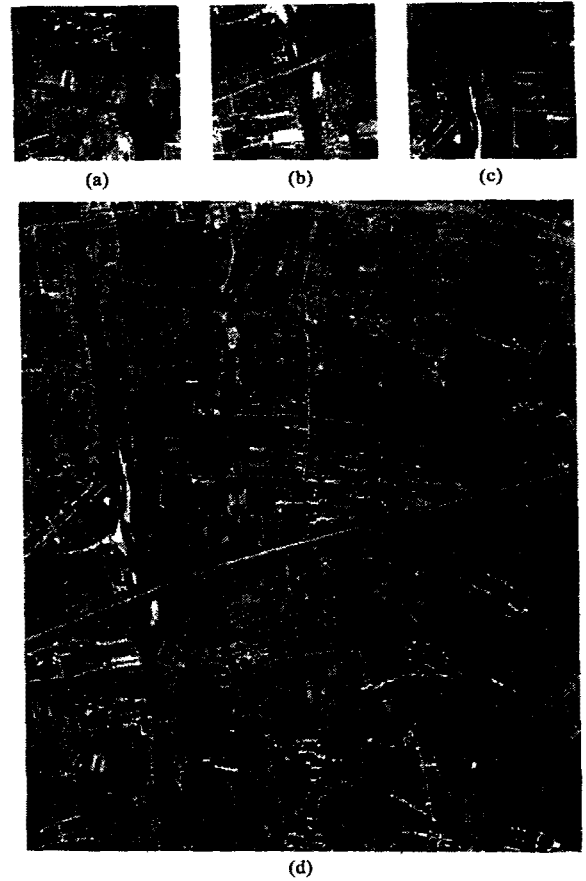


图3 序列实时图(a~c)和基准图(d)
Fig.3 Sequential real-time images(a~c) and base image (d)

因此, DX 与 DY 的最大可能值为 VT , 则间隔为 $2T$ 两幅实时图距离取值范围是 $[R_{1X} - 2VT, R_{1X} + 2VT] \times [R_{1Y} - 2VT, R_{1Y} + 2VT]$, 进而可以确定基于时空关联匹配积相关匹配的基准图尺寸为 $[M_R + 4VT] \times [M_C + 4VT]$ (见图2), 其中 $M_R \times M_C$ 是用于单帧实时图匹配的基准图尺寸.

2.2.2 时空关联匹配

设三帧序列实时图为 $R_1(t_1)$ 、 $R_2(t_2)$ 和 $R_3(t_3)$, 根据惯导数据得到中心分别为 B_1 、 B_2 、 B_3 序列基准子图 $B_1(t_1)$ 、 $B_2(t_2)$ 和 $B_3(t_3)$, 具有

$$\begin{cases} B_{2X} = B_{1X} + V(t_2 - t_1) \cos\varphi_1 \\ B_{2Y} = B_{1Y} + V(t_2 - t_1) \sin\varphi_1 \\ B_{3X} = B_{1X} + V(t_3 - t_1) \cos\varphi_2 \\ B_{3Y} = B_{1Y} + V(t_3 - t_1) \sin\varphi_2. \end{cases} \quad (11)$$

考虑硬件内存的限制, 基于 Eq. 11 对 B_1 进行平移获得 B_2 与 B_3 , 平移量分别为 $\{V(t_1 - t_2) \cos\varphi_1, V(t_1 - t_2) \sin\varphi_1\}$ 和 $\{V(t_1 - t_3) \cos\varphi_2, V(t_1 - t_3) \sin\varphi_2\}$, 且空白区域以零填充. 进一步设序列实时图

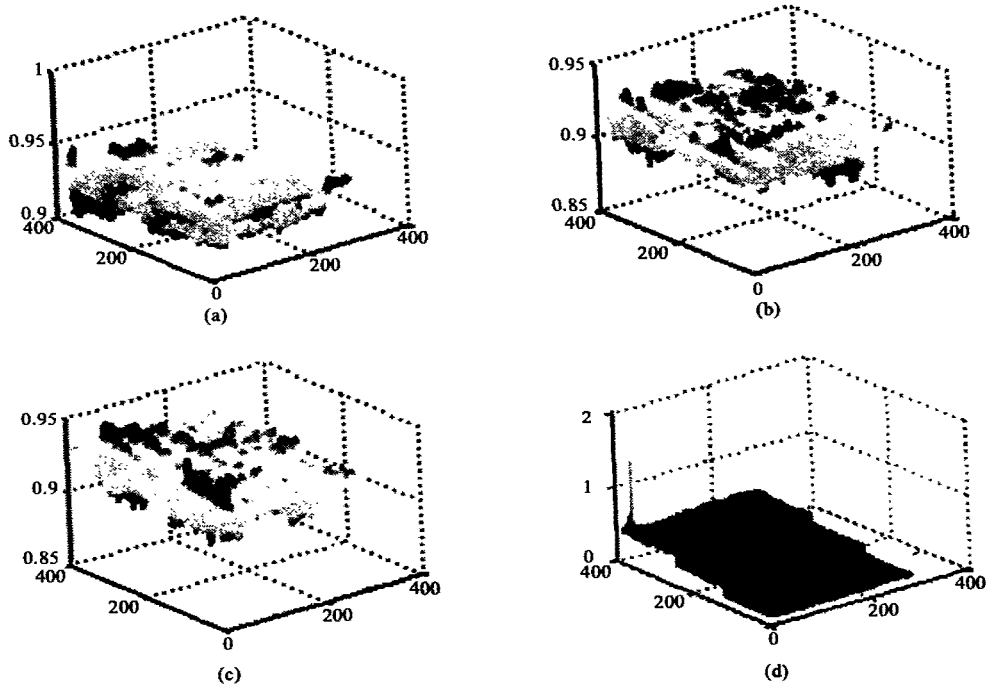


图4 相关结果对比

Fig.4 The contrast of correlation results

与平移后基准图的积相关矩阵为 $\rho_1(x, y)$ 、 $\rho_2(x, y)$ 和 $\rho_3(x, y)$, 则在理想匹配的情况下, 匹配点 (x^*, y^*) 具有下列等式

$$\rho_1(x^*, y^*) = \rho_2(x^*, y^*) = \rho_3(x^*, y^*).$$

由于实际获得的实时图相对于基准图存在差异, 导致匹配位置与实际位置之间有偏差. 为了减小匹配偏差的影响和提高匹配的稳健性, 叠加积相关矩阵

$$\rho(x, y) = \sum_{x=0}^{M_c-N_c+1} \sum_{y=0}^{M_r-N_r+1} [\rho_1(x, y) + \rho_2(x, y) + \rho_3(x, y)]. \quad (12)$$

在叠加后的积相关矩阵 $\rho(x, y)$ 中搜索相关峰值(极大值), 其相应的位置就是实时图 1 在基准图中的匹配位置(左上角在基准图中的位置).

3 实验结果及分析

图 3(a) ~ 图 3(c) 为序列实时图, 图 3(d) 为基准图; 图 4(a) ~ 图 4(c) 为实时图与基准图的积相关结果, 图 4(d) 是本文算法的结果. 由图 4 可见, 通过对实时图和基准图分别进行特征提取, 结合时空关联匹配, 不仅提高了相关阵的信噪比, 还使相关峰尖锐, 从而保证图像匹配的稳健性. 由表 1 可以看到, 在满足定位精度的条件下, 采用本文方法使匹配概率提高到 96% 以上, 匹配误差下降到 4.0 像素, 表明此方法具有一定的可行性.

表1 匹配结果

Table 1 The result of registration

匹配方法	图像个数	匹配个数	匹配精度(像素)
去均值灰度积相关	390	225	5.5
特征匹配	390	248	4.8
本文算法	390	376	3.8

REFERENCES

- [1] SU Kang, Guan Shi-Yi, LIU Jian. A practical normalized cross correlation algorithm for scene matching systems. *Journal of Astronautic* (苏康, 关世义, 柳健. 一种实用的归一化互相关景象匹配算法. 宇航学报), 1997, 18(3): 1-7
- [2] De Castro E, Morandi C. Registration of translated and rotated images using finite Fourier transforms. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* 1987, 9(5): 700-703
- [3] Srinivasa Reddy B, Chatterji B N. An FFT-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, 5(8): 1266-1271
- [4] Brown L G. A Survey of image registration techniques. *ACM Computing Surveys*, 1992, 24(4): 325-376
- [5] XU Y, Weaver J B, Healy D M, et al. Wavelet transform domain filters: a spatially selective noise filtration technique. *IEEE Transaction on Image Processing*, 1995, 3(6): 747-758
- [6] Castleman K R. *Digital Image Processing*. Beijing: Tsinghua University Press. 1998. 4