

一种新型点模式模糊松弛 匹配成像跟踪算法

刘志立

(华北光电技术研究所, 北京)

杨宜禾 周维真

(西安电子科技大学技术物理系, 陕西, 西安)

摘要——本文将一种新型的点模式模糊松弛匹配算法用于目标跟踪。该算法对整体几何畸变、一定程度的非仿射畸变、多点少点畸变不敏感。新型匹配矢量集以及基准矢量的提出大大地减少了运算时间。海上多目标红外图象序列模拟结果表明：该算法不仅适用于单目标，而且适用于多目标的识别、定位和跟踪。

关键词——成像跟踪，图像匹配，图像校正。

1. 引 言

跟踪器在导引初段，由于跟目标较远，目标图象较小，视场内目标较多，而且背景干扰较大，因为质心跟踪器和相关跟踪器均不适用。在飞行过程中，视角不断发生变化，另外，帧间还存在一定程度的几何畸变（旋转、放大、平移）、透视畸变和局部非仿射畸变，而且帧间点模式可能也不完全相同。

我们采用点模式的模糊松弛匹配跟踪算法解决了导引初段所遇到的图象畸变。我们还用选取目标区域的质心构成点模式的点集，并以其它几何特征或物理特征为辅助，利用点模式点间的空间结构关系进行点模式匹配跟踪，基本上解决了几何畸变、透视畸变、局部非仿射畸变和帧间点模式的多点和少点情况。

该算法可完成从目标截获到目标发射时刻的目标视场与观察视场的“随动”问题，消除发射暂态的剧烈震动及对攻击的目标进行定位和跟踪。

2. 点模式模糊松弛匹配跟踪算法

选取目标区域的周长平方与面积之比做为辅助特征, 该特征具有旋转、放大、平移不变性. 以目标区域的质心构成点模式, 引入基准矢量概念来加快运算速度. 引入矢量空间, 利用均方差最小准则推导出描述矢量对的空间结构关系相似程度的函数, 然后利用辅助矢量进行模糊松弛匹配迭代过程, 直至迭代过程趋于稳定为止.

点模式的数学模式: 用目标区域的质心做为点模式中点的坐标(X、Y); 不同的具体问题选用不同的辅助特征. 经大量的实验, 我们选用 P^3/Δ 做辅助特征, 辅助特征的选择参见文献[1]; 特征值的计算方法参见文献[2].

用 M 、 W 分别表示参考点模式和实时点模式, M 中共有 m 个点, W 中共有 n 个点.

$$M = \{P_i\} = \{(X_{p_i}, Y_{p_i}, F_{p_i})\}, i = \overline{1, m};$$

$$W = \{Q_j\} = \{(X_{q_j}, Y_{q_j}, F_{q_j})\}, j = \overline{1, m};$$

2.1 模糊松弛匹配矢量集

(1) 预滤波

用简单的特征值阈值方法, 去除极不相似的点. 首先求出 M 中 $P_i (i = \overline{1, m})$ 特征值 F_{p_i} 的最大值 F_{max} 和最小值 F_{min} 取附加限度 F_c . 其次, 将 W 中所有 $Q_j (j = \overline{1, n})$ 的特征值 F_{q_j} 与阈值比较, 若 $F_{q_j} < F_{min} - F_c$ 或 $F_{q_j} > F_{max} + F_c$, 则去除 W 中 Q_j 点, 否则保留 Q_j 点.

(2) M 矢量集 Ω_M 的获得

为减少可能的匹配矢量数目, 可选攻击的目标(T)为矢量起点, 以 M 中其它点(u)为终点, 构成矢量集 Ω_M 如图 1 所示. $P_{T\bar{u}}$ 为 Ω_M 集中矢量. 为进一步压缩计算量, 我们引入基准矢量的概念. 基准矢量的建立关键在于终点 B 的选择, 其选择原则可参考下列两条:

- (i) B 点的特征比 M 中其它点(T 除外)的特征明显.
- (ii) B 点在 W 中一定存在, B 点离 T 点既不能太近也不能太远. 例如,

$$[P_{T\bar{B}} | MEDIAN\{|P_{T\bar{u}}|\}].$$

(3) W 点集的矢量集 Ω_W 的获得

W 中任何两点均可构成一矢量. 为压缩可能矢量的数目, 引入一个准则. 设 Ω_M 中以 P_i 为起点, 以 P_k 为终点构成矢量 P_{ik} ; Ω_M 中以 Q_j 为起点, 以 Q_l 为终点构成矢量 Q_{jl} . 引入

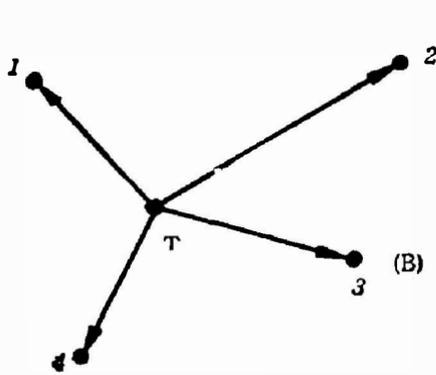


图 1 Ω_M 矢量集
Fig. 1 Vector set Ω_M

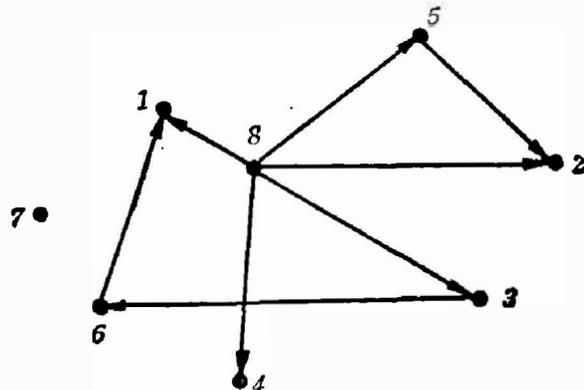


图 2 Ω_W 矢量集
Fig. 2 Vector set Ω_W

函数

$$C^{(0)}(P_{ik}, Q_{ji}) = 1/[1 + \beta \cdot (F_p - F_q)^2 + \beta(F_{pk} - F_{ql})^2]. \quad (1)$$

选定阈值 l , 若 $C^{(0)}(P_{ik}, Q_{ji}) \geq l$, 则判为 Ω_w 中矢量, 否则去除. Ω_w 集参见图 2.

2.2 模糊松弛匹配跟踪算法

(1) 相似函数 $G\{(P_{ik}, Q_{ji}), (P_{su}, Q_{tv})\}$

在比较 P_{ik} 与 Q_{ji} 矢量的空间结构相似程度时, 引入 $P_{su} \in \Omega_M (P_{su} \neq P_{ik}), Q_{tv} \in \Omega_W (Q_{tv} \neq Q_{ji})$ 做为辅助矢量对. $G\{\cdot\}$ 描述了 Ω_M 中矢量对 (P_{ik}, P_{su}) 与 Ω_W 中矢量对 (Q_{ji}, Q_{tv}) 的空间结构关系的相似程度.

设 $P = \{P_1, P_2, P_3, P_4\} = \{P_1, P_2, P_3, P_4\} = \{P_j\}$

$Q = \{Q_1, Q_2, Q_3, Q_4\} = \{Q_1, Q_2, Q_3, Q_4\} = \{Q_j\}$

P_j, Q_j 的坐标表达为复数形式

$$P_j = X_{pj} + iY_{pj}, \quad Q_j = X_{qj} + iY_{qj}$$

$Z = Z_1 + iZ_2$, 描述了旋转与放大量;

$W = W_1 + iW_2$ 描述了位移量.

设 Q_j 经线性变换 $\Phi(Z, W)$ 后, 变换为 \hat{Q}_j ,

$$\hat{Q}_j = ZQ_j + W.$$

令, $X_p = (X_{p1}, X_{p2}, X_{p3}, X_{p4});$

$Y_p = (Y_{p1}, Y_{p2}, Y_{p3}, Y_{p4});$

$X_q = (X_{q1}, X_{q2}, X_{q3}, X_{q4});$

$Y_q = (Y_{q1}, Y_{q2}, Y_{q3}, Y_{q4});$

$U = (1, 1, 1, 1);$

则, $\hat{X}_{qj} = Z_1 \cdot X_{qj} - Z_2 \cdot Y_{qj} + W_1;$

$\hat{Y}_{qj} = Z_2 \cdot X_{qj} + Z_1 \cdot Y_{qj} + W_2.$

利用匹配矢量与辅助矢量对应的起点和对应的终点之间距离和最小为准则.

$$\begin{aligned} \epsilon^2 &= \underset{\Phi(Z, W)}{MIN} \left\{ \sum_{j=1}^4 |P_j - \hat{Q}_j|^2 \right\} \\ &= \sum_{j=1}^4 \{ (X_{pj} - Z_1 \cdot X_{qj} + Z_2 \cdot Y_{qj} - W_1)^2 + (Y_{pj} - Z_1 \cdot Y_{qj} - Z_2 \cdot X_{qj} - W_2)^2 \}; \end{aligned}$$

取 $\epsilon^2 = 0$, 上式可写成矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} X_p^T X_q + Y_q^T Y_q & 0 & X_q^T U & X_q^T U \\ 0 & X_q^T X_q + Y_q^T Y_q & -Y_q^T U & -Y_q^T U \\ X_q U & -Y_q U & 4 & 0 \\ Y_q U & X_q U & 0 & 4 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \\ W_1 \\ W_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_p^T X_q + Y_q^T Y_q \\ Y_p^T X_q - X_p^T Y_q \\ X_q^T U \\ Y_q^T U \end{bmatrix};$$

解得: $Z_1 = [4 X_p^T \cdot X_q + 4 Y_p^T \cdot Y_q - (X_q^T \cdot U) \cdot (X_p^T \cdot U) - (Y_q^T U) \cdot (Y_p^T U)] / a_1$

$$Z_2 = [4Y_p^T \cdot X_q - 4X_p^T \cdot Y_q + (Y_q^T U) \cdot (X_p^T U) - (X_p^T U) \cdot (Y_q^T U)]/a;$$

$$W_1 = [(X_q^T X_q + Y_q^T Y_q) \cdot (X_p^T U) - (X_p^T \cdot X_q + Y_p^T \cdot Y_q)(X_q^T U) + (Y_p^T \cdot X_q - X_p^T Y_q) \cdot (Y_q^T \cdot U)]/a;$$

$$W_2 = [(X_q^T X_q + Y_q^T Y_q) \cdot (Y_p^T \cdot U) - (X_p^T \cdot X_q + Y_p^T \cdot Y_q)(Y_q^T U) - (Y_p^T \cdot X_q - X_p^T \cdot Y_q)(X_q^T \cdot U)]/a;$$

$$a = 4X_q^T \cdot X_q + 4Y_q^T \cdot Y_q - (X_q^T \cdot u)^2 - (Y_q^T \cdot u)^2.$$

若 Ω_M 中矢量对 (P_{ik}, P_{su}) 之间的空间结构关系与 Ω_W 中矢量对 (Q_{ji}, Q_{tv}) 之间的空间结构关系愈相似, 则 ε^2 值愈小, 而 $G\{\cdot\}$ 值愈大. $G\{\cdot\}$ 式为

$$G\{(P_{ik}, Q_{ji}), (P_{su}, Q_{tv})\} = 1/(1 + \alpha \cdot \varepsilon^2), \tag{2}$$

$$\alpha = \text{常数}, 0 < G\{\cdot\} \leq 1.$$

(2) 模糊松弛迭代匹配过程

模糊松弛匹配算法采用以空间结构关系为主, 以特征值为辅的归属分类, 归属程度用隶属度来表示. 利用空间结构关系相似函数 $G\{\cdot\}$ 对分类隶属度进行逐步修正, 直至得到较稳定的隶属度. Ω_M 与 Ω_W 的匹配, 实质上是根据 Ω_M 中某一矢量对 Ω_W 中各个矢量的相似程度的比较而作出归属分类的. 对 Ω_M 中某一矢量 P_{ik} , 在确定 P_{ik} 与 Ω_W 中矢量 Q_{ji} 的隶属度时, 考虑了 Ω_M 中每一矢量 P_{su} ($P_{su} \neq P_{ik}$), 对每一矢量 P_{su} 在 Ω_W 中寻找一个矢量 Q_{tv} ($Q_{tv} \neq Q_{ji}$), 使 Q_{tv} 与 Q_{ji} 的空间结构关系和 P_{su} 与 P_{ik} 的空间结构关系最相似.

$O^{(n)}(P_{ik}, Q_{ji})$ 描述了第几次迭代过程中, P_{ik} 隶属于 Q_{ji} 的隶属度. 每一辅助矢量对 (P_{su}, Q_{tv}) 对 $O^{(n)}(P_{ik}, Q_{ji})$ 的贡献由两部分组成:

- (i) $O^{(n-1)}(P_{su}, Q_{tv})$ 描述了第 $(n-1)$ 次迭代过程中, P_{su} 隶属于 Q_{tv} 的隶属度;
- (ii) 空间结构相似函数

$$G\{(P_{ik}, Q_{ji}), (P_{su}, Q_{tv})\};$$

若 P_{ik} 与 Q_{ji} 是匹配矢量, 则以上两者均较大; 否则, 以上两者至少有一个值是较小的. 我们

采用谨慎原则

$$MIN\{G[(P_{ik}, Q_{ji}), (P_{su}, Q_{tv})], O^{(n-1)}(P_{su}, Q_{tv})\}$$

选定 $P_{su} \in \Omega_M$ 做辅助矢量后, 不同的 $Q_{tv} \in \Omega_W$, 对 $O^{(n)}(\cdot)$ 贡献不同, 贡献最大的为

$$MAX_{Q_{tv} \in \Omega_W} \{MIN[G((P_{ik}, Q_{ji}), (P_{su}, Q_{tv})), O^{(n-1)}(P_{su}, Q_{tv})]\}$$

$$(P_{su}, Q_{tv}), O^{(n-1)}(P_{su}, Q_{tv})\}.$$

若 P_{ik} 与 Q_{ji} 是匹配矢量, 则必有相应的匹配辅助矢量 P_{su} 与 Q_{tv} , 则上式具有较大值.

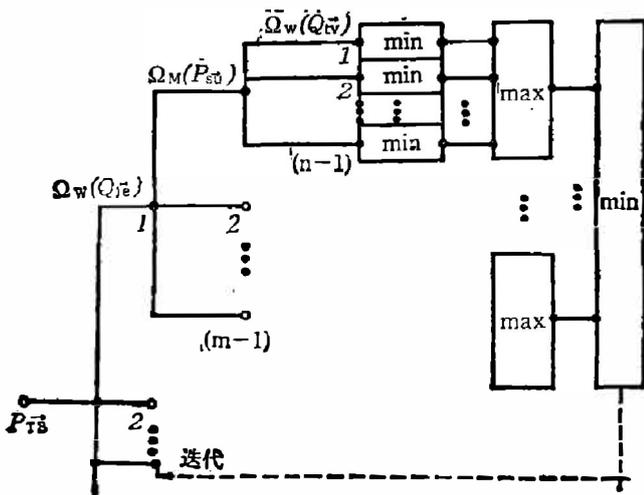


图 3 实时分析图

Fig. 3 Illustration for real time analysis.

若 P_{ik} 与 Q_{ji} 匹配, 则所有 P_{su} 都可以在 Ω_W 中找到相应的 Q_{tv} 矢量, 使 Q_{tv} 与 Q_{ji} 构成的空间结构关系和 P_{su} 与 P_{ik} 构成的空间结构关系相似. 从谨慎原则来考虑, $O^{(n)}(P_{ik},$

Q_{ji})不能比所有 $P_{su} \in \Omega_M$ 辅助矢量求出的上式值中的最小值还来得大。因此模糊松弛匹配迭代过程可写成:

$$O^{(n)}(P_{ik}, Q_{ji}) = \underset{\substack{P_{ik}Q \in \Omega_w \quad Q_{ji} \in \Omega_M \\ P_{ik} \neq P_{ji} \quad Q_{ji} \neq Q_{iu}}}{MIN} \{ \underset{P_{ik}Q \in \Omega_w \quad Q_{ji} \in \Omega_M}{MAX} \{ \underset{P_{ik}Q \in \Omega_w \quad Q_{ji} \in \Omega_M}{MIN} [G[(P_{ik}, Q_{ji}), (P_{su}, Q_{iu})], O^{(n-1)}(P_{su}, Q_{iu})] \} \} \} \quad (3)$$

迭代过程的初始值由特征值决定。由式(1)可见, 当经过几次(一般两次迭代足够)迭代之后, 所有 $O^{(n)}(P_{ik}, Q_{ji})$ 值趋于稳定。对某一 P_{ik} 矢量所对应的所有 Q_{ji} 矢量中选取 $O^{(n)}(P_{ik}, Q_{ji})$ 值最大的 Q_{ji} 为 P_{ik} 的匹配矢量。对应的匹配矢量的起点点对和终点点对, 即为 M 与 W 中对应的匹配点。事实上, 只要满足

$$|O^{(n)}(P_{ik}, Q_{ji}) - O^{(n-1)}(P_{ik}, Q_{ji})| < P \text{ 即可。}$$

(3) 跟踪信号的获得

经过模糊松弛匹配跟踪算法, 我们获得欲攻击的目标 T (或多目标) 和跟踪的信号(实时点模式与参考点模式之间的旋转、放大、平移参数); 其中, 旋转角 θ 为 $\theta = \arctan(Z_2/Z_1)$; 放大倍数 S 为 $S = \sqrt{Z_1^2 + Z_2^2}$; 位移 (b, K) 为 $m = W_1; K = W_2$ 。

2.3 实时性分析

图 3 给出了实时性分析用图。详尽的分析表明: 若迭代的次数为 r , Ω_M 中有 m 个矢量, Ω_W 中有 n 个矢量, 每次运算时间为 $0.1 \mu s$, 则共需运算时间 t 为 $t = 37.2(m-1)(n-1) \cdot r$; 设 $m=5, n=8, r=4$, 则运算时间(4.2 ms)小于 20 ms, 所以是实时的。在实际中运算的时间与硬件的设计有关。

3. 海上目标模拟实验

我们利用海上多目标红外图象序列进行模拟实验(见图 4(a)、(b)、(c))。图 4(a) 和图 4(b) 中均有 $A、B、C、D$ 四个目标; 图 4(o) 是在 4(a) 图象中人工去除目标 D , 并同时加入目标 $E、F、G$ (共六个目标) 获得的, 图 4(a) 与 4(b) 之间存在有整体几何畸变、非仿射几何畸变和透视畸变; 图 4(o) 与 4(a)、图 4(c) 与 4(b) 之间除具有上述几种畸变外还具有多点、少点畸变。

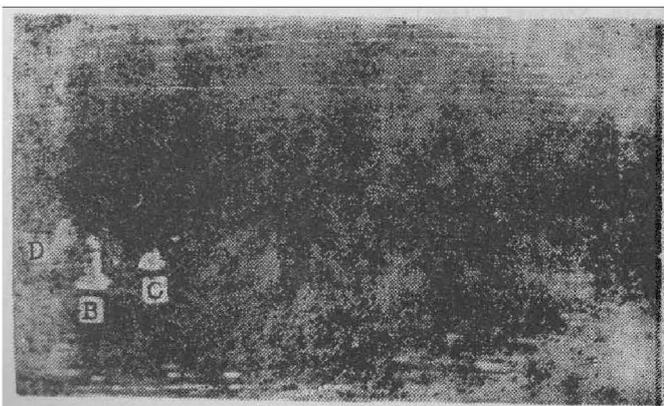


图 4(a) 序列图象之一
Fig. 4 (a) Image in series No. 1.

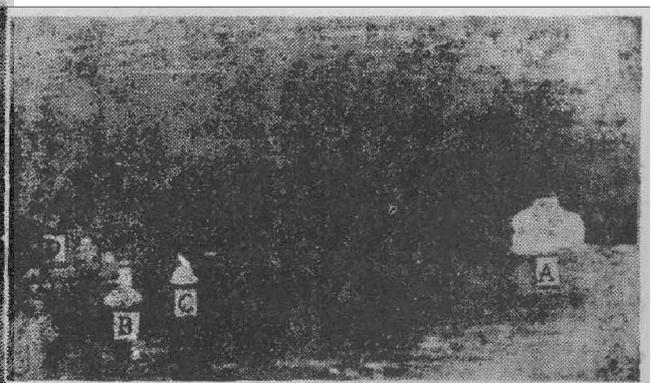


图 4(b) 序列图象之二
Fig. 4(b) Image in series No. 2.

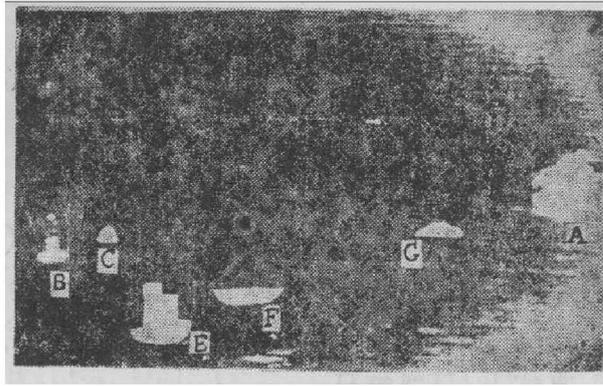


图 4(c) 序列图象之三

Fig. 4(c) Image in series No. 3.

参 考 文 献

- [1] 刘志立, 近程导弹对目标的跟踪, 西安: 西北电讯工程学院, 1987, 12.
- [2] 张少华, 地物目标的红外图象的识别, 西安: 西北电讯工程学院, 1987, 12.
- [3] Ogawa H., *Pattern Recognition*, **17** (1984), 5: 569~573.
- [4] Oaryl J. et al., *IEEE Trans on System, Man, and cybernics* **T-SMC-10** (1980), 2: 105~116.
- [5] Goshtasby A. and Sfookman G., *IEEE Trans. on System, Man, and Cybernics* **T-SMC-15** (1985), 9~10: 631~637.

A NEW IMAGE TRACKING ALGORITHM OF POINT PATTERN FUZZY RELAXATION MATCHING

LIU ZHILI

(North China Research Institute of Electro-Optics, Beijing, China)

YANG YIHE, ZHOU WEIZHEN

(Department of Technical Physics, Electronic University of Science and
Technology of Xi'an, Xi'an, Shaanxi, China)

ABSTRACT

A new algorithm, i. e., the point pattern fuzzy relaxation matching algorithm is applied to the tracking of targets. This algorithm is insensitive not only to the affine distortion in the whole, but also to the inaffine distortion in point addition or deletion to some extent. The establishment of matching vector set and the concept of standard vector can reduce the calculation time greatly. The computer-simulated results show that the algorithm is adaptive not only to the recognition, location and tracking of a single target, but also to those of multi-targets.