

用于成像跟踪的估值算法

周维真 杨宜禾

(西北电讯工程学院技术物理系)

摘要——TSVIP 模型是一种用于成像跟踪的图像演变模型。本文提出了对该模型的递推算法及硬件方案,并对原模型作了推广。进而针对图像阻塞问题,提出了将递推算法与卡尔曼滤波方法相结合的综合算法。理论分析与模拟实验的结果证实了上述设想是可行的。

一、引 言

成像跟踪算法除传统的图像相关技术及近几年新发展起来的特征匹配方法之外,值得注意的是估值算法。

R. J. Schalkoff^[1]提出的 TSVIP 模型是一种用于成像跟踪的描述图像演变的数学模型。该模型的基本特点是:将二维的成像跟踪问题转化为参数向量的线性估计问题,且在求取平移估计时,对于旋转、放大不敏感。但该模型未考虑强度畸变的情况。文献[1]中对该模型采用了 Cline 分块伪逆算法,文献[2]提出了实现伪逆算法的硬件方案。伪逆法的优点是可得到严格解,缺点是硬件系统过于庞大。B. J. Berger^[3]采用迭代算法使硬件得到简化,但其运算速度及精度显著降低。对这两种算法取长补短,本文提出了对 TSVIP 模型的递推算法及相应的硬件方案,并对原模型作了推广,提出一种综合算法以解决跟踪过程中的图像阻塞问题。理论分析与模拟实验结果表明,所提出的算法及方案达到了预期的目的。

二、TSVIP 模型

假设 TSVIP 模型目标图像的扰动可用二维仿射变换描述^[4]。景物模型为

$$\begin{aligned}
 p[X; (k+1)\tau] = & f[A(k\tau) \cdot X + b(k\tau); k\tau] \cdot \lambda[A(k\tau) \cdot X + b(k\tau); k\tau] \\
 & + \{1 - \tau[A(k\tau) \cdot X + b(k\tau); k\tau]\} \cdot B[A(k\tau) \cdot X + b(k\tau); k\tau];
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

式中 $p[X; (k+1)\tau]$ 、 $f[A(k\tau) \cdot X + b(k\tau); k\tau]$ 及 $B[A(k\tau) \cdot X + b(k\tau); k\tau]$ 分别是景物、目标及背景强度分布函数; X 是焦平面坐标系中的位置矢量,有 $X = [x_1 x_2]^T$; x_1 与 x_2 分别是水平及俯仰方向的坐标, T 表示转置; $\lambda[A(k\tau) \cdot X + b(k\tau); k\tau]$ 是景物特征函数,在

目标区域 $\lambda=1$, 背景区域 $\lambda=0$; $A(k\tau)$ 及 $b(k\tau)$ 是仿射变换矩阵, 有

$$A(k\tau) = \begin{bmatrix} a_{11}(k\tau) & a_{12}(k\tau) \\ a_{21}(k\tau) & a_{22}(k\tau) \end{bmatrix}; \quad b(k\tau) = \begin{bmatrix} b_1(k\tau) \\ b_2(k\tau) \end{bmatrix};$$

τ 是图像采样时间间隔 (通常为帧时); k 为整数。

当图像分割完成以后, 仅考虑目标区域的图像点, 有

$$p[X; (k+1)\tau] = f[A(k\tau) \cdot X + b(k\tau), k\tau]; \quad (2)$$

可写作

$$p[X; (k+1)\tau] = f[W \cdot E(k\tau); k\tau] \quad (3)$$

式中,

$$W = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & x_1 & x_2 & 0 & 1 \end{bmatrix};$$

$$E(k\tau) = [a_{11}(k\tau) \ a_{12}(k\tau) \ a_{21}(k\tau) \ a_{22}(k\tau) \ b_1(k\tau) \ b_2(k\tau)]^T。$$

当目标区域未发生扰动时, 有

$$E_0(k\tau) = [1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0];$$

将式(3)对 $E(k\tau)$ 在 $E_0(k\tau)$ 点展成泰勒级数, 并仅保留线性项。对 N 个取样点, 定义差函数为

$$d[X_i; (k+1)\tau] = p[X_i; (k+1)\tau] - p[X_i; k\tau], \quad (i=1, 2, \dots, N);$$

忽略时间项可得

$$D_N = G_N \cdot a_N + S_N; \quad (4)$$

式中, S_N 为余项,

$$D_N = [d(X_1) \ d(X_2) \ \dots \ d(X_N)]^T,$$

$$G_N = [g_1^T \ g_2^T \ \dots \ g_N^T]^T,$$

其中,

$$g_i = [x_{i1}f'_{i1} \ x_{i2}f'_{i1} \ x_{i1}f'_{i2} \ x_{i2}f'_{i2} \ f'_{i1} \ f'_{i2}],$$

x_{ij} 表示第 i 个取样点在 j 方向的坐标, f'_{ij} 表示目标函数在第 i 个取样点对 j 方向的空间导数 ($j=1, 2$)。

$$a_N = [a_{11}-1 \ a_{12} \ a_{21} \ a_{22}-1 \ b_1 \ b_2]。$$

当目标区域仅发生平移、旋转及放大扰动时, 即可写出 TSVIP 模型

$$D_N = H_N \cdot a + S_N \quad (5)$$

式中,

$$H_N = [h_1^T \ h_2^T \ \dots \ h_N^T]^T;$$

其中,

$$h_i = [x_{i1}f'_{i1} + x_{i2}f'_{i2}, \ x_{i1}f'_{i2} - x_{i2}f'_{i1}, \ f'_{i1}f'_{i2}];$$

$$a = [c_1, \ c_2, \ b_1, \ b_2]^T;$$

其中, c_1 与 c_2 包含了放大及旋转参数; b_1, b_2 是平移参数。

三、成像跟踪算法

1. 递推算法

TSVIP 模型是一个最小二乘问题。古典的最小二乘法是用伪逆法求解, 近代的最小二乘法采用了不含初值的递推方法。为保证数学上的严谨性与理论的系统性, 应从含初值的指标泛函出发, 推出引入初值的递推公式^[4]。

对 TSVIP 模型式(5), 建立引入初值的最小二乘指标泛函

$$J_N = (\hat{a}_0 - \hat{a}_N)^T \cdot P_0^{-1} (\hat{a}_0 - \hat{a}_N) + (D_N - H_N \hat{a}_N)^T \cdot R_N^{-1} \cdot (D_N - H_N \hat{a}_N); \quad (6)$$

式中, \hat{a}_0 与 \hat{a}_N 分别是 a 矢量的初始估计及用 N 个样本 D_N 得到的估计; P_0 是 a_0 的方差; R_N 是 D_N 的协方差矩阵。

由 $\partial J_N / \partial \hat{a}_N = 0$, 可得到

$$\hat{a}_N = (P_0^{-1} + H_N^T R_N^{-1} H_N)^{-1} \cdot (P_0^{-1} \hat{a}_0 + H_N^T R_N^{-1} D_N). \quad (7)$$

对式(7)采用矩阵方块运算, 可得到下述含初值的递推公式 ($1 \leq k \leq N$):

$$K_k = P_{k-1} h_k^T (h_k P_{k-1} h_k^T + \sigma_k^2)^{-1}; \quad (8)$$

$$\hat{a}_k = \hat{a}_{k-1} + K_k (d_k - h_k \hat{a}_{k-1}); \quad (9)$$

$$P_k = (I - K_k h_k) P_{k-1}; \quad (10)$$

式中, h_k 是 H_N 的第 k 行向量; σ_k^2 是 R_N 中对角线上的第 k 个元素; d_k 是 D_N 的第 k 个元素; I 是单位矩阵。

该递推算法具有下述性质:

(1) 由式(6)可见, 估值 \hat{a}_N 受初值 \hat{a}_0 及样本 D_N 的影响程度取决于 P_0^{-1} 与 R_N^{-1} 的相对大小; 当对 \hat{a}_0 具有一定的先验信息时, 可通过选择较小的 P_0 使 \hat{a}_N 接近于 \hat{a}_0 ; 反之, 较大的 P_0 可使 \hat{a}_0 对 \hat{a}_N 的影响降至很小。

对式(5)的古典伪逆解为

$$\hat{a}'_N = (H_N^T R_N^{-1} H_N)^{-1} \cdot (H_N^T R_N^{-1} D_N). \quad (11)$$

比较式(11)与式(7)可见, 当仅是为了递推算法起始的需要而引入 \hat{a}_0 及 P_0 时, 可取 $\hat{a}_0 = 0$, $P_0 = c^2 I$, $c^2 \rightarrow \infty$, 使 \hat{a}_N 以任意精度趋近于 \hat{a}'_N 。

(2) 用递推公式经 N 步递推运算后, 得到的是与式(7)完全一致的严格解, 即指标泛函 J_N 必然达到最小值点。可以证明, 在 N 步递推过程中的任意第 k 步所得到的 \hat{a}_k , 是基于 H_k 与 D_k 的最优结果。

(3) 递推算法降低了运算中矩阵的维数, 避免了矩阵的求逆, 其结果使硬件得到简化。

(4) 递推算法的序贯运算方式与目前广泛采用的成像装置序贯输出方式相一致。因此, 视频信号的输出可与递推运算同步进行, 由此提高了运算速度, 降低了存贮量。

(5) 由式(7)可见, 若 P_0 与 R_N 同乘上任意一个常数, \hat{a}_N 不变, 即 \hat{a}_N 与 P_0 及 R_N 的绝对值大小无关, 这样, 初值 P_0 的选择较为灵活。

(6) 从公式看, 递推算法比迭代算法^[3]要复杂一些, 似乎运算量要大, 其实不然。通常取样点数 N 为几十的量级。迭代算法必须重复使用 N 个样本来完成 L 次迭代 (L 一般在 500~1000 量级)。而递推算法只需 N 步递推, 并且递推公式(9)和(10)可并行完成。所提出的硬件方案以及模拟实验的结果表明, 在同样精度条件下, 递推算法的运算速度可比迭代算法高一个数量级以上。

2. 推广模型

原 TSVIP 模型, 未涉及强度畸变的情况。原因之一在于所采用的算法对矩阵的维数作了限制。递推算法降低了参与运算的矩阵的维数, 避免了矩阵的求逆, 从而使得对模型的推广成为可能。

当景物亮度, 放大器增益及电路偏置等因素发生变化时, 图像强度分布将发生整体畸变, 表现为对比度与平均亮度的变化。这在图像处理中是常见的问题, 因此, 原模型需要推广, 使它能包括整体强度的畸变。

在发生整体强度畸变时,目标区域强度分布函数为

$$f[X; (k+1)\tau] = \rho \cdot f[A(k\tau) \cdot X + b(k\tau); k\tau] + \Delta p \quad (12)$$

式中, ρ 为强度变化倍数, Δp 为平均强度增量。将式(12)代替式(1)中的目标分布函数,用类同于推导 TSVIP 模型的作法,可导出推广模型:

$$D_N = H_{Ne} \cdot a_e + S_N, \quad (13)$$

式中,

$$H_{Ne} = [h_{1e}^T \ h_{2e}^T \ \dots \ h_{Ne}^T]^T.$$

其中,

$$h_{ie} = [1 \ f_i \ x_{i1} f'_{i1} + x_{i2} f'_{i2} \ x_{i1} f'_{i2} - x_{i2} f'_{i1} \ f'_{i1} \ f'_{i2}],$$

$$a_e = [\Delta p \ \rho - 1 \ \rho c_1 \ \rho c_2 \ \rho b_1 \ \rho b_2]^T$$

3. 硬件实现

递推算法的硬件实现采用模拟处理方式,主要器件为模拟乘法器与 COD 器件。系统框图如图 1 所示。

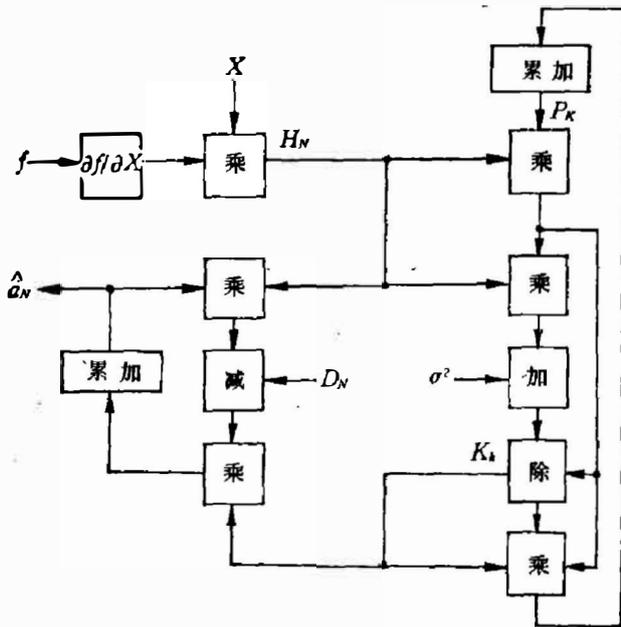


图 1 递推算法硬件方案框图

Fig. 1 Block diagram of the hardware implementation for the successive algorithm.

图 1 所示。

诸算法所需要的主要器件数目见表 1。其中 N 为取样点数目(一般为几十)。由表 1 可见,递推算法在硬件规模上比伪逆算法大为简化,比迭代算法的器件数目也有所减少。

根据递推算法的硬件实现,求取 \hat{a}_N 的最少运算次数为 $8N$ 。迭代算法的运算次数为 $6L$,递推算法的运算速度比迭代法明显提高(可提高一个数量级左右)。伪逆法是当获得全部样本后才进行运算,而递推算法可将运算与样本获取序贯同步进行。经分析表明,递推算法的迟延时间(自样本开始序贯输出至求得 \hat{a}_N 所需的时间)可接近、甚至小于伪逆法的迟延时间。

根据目前可得到的高速模拟器件的性能,递推算法的速度能满足通常视频成像跟踪系统实时运算的要求。

表 1 不同算法器件数目表

Table 1 The number of main devices for different algorithms

器件类别	器 件 数 目 (个)		
	递 推	伪 逆	迭 代
CCD	15	$40 + 4N$	17
乘法器	42	$32 + 4N$	$9 + 4N$
加法器	11	$6 + 5N$	$2 + 3N$

4. 综合算法

在成像跟踪过程中,当目标区域局部或全部被阻塞时,会使估计结果产生大的偏差,此时,仅用原估值算法不能保证稳定可靠的跟踪。为此,提出将递推算法同卡尔曼滤波相结合

的综合算法,主要做法是:

(1) 以递推算法求出估值 \hat{a}_N 中的 b_1, b_2 作为卡尔曼滤波器的观测量; 以滤波器的输出作为跟踪系统的误差信号。

(2) 递推结果的残差平方和反映了估值的可信程度, 用该量作为滤波器观测噪声的方差。该量控制了滤波器的增益, 亦即控制了递推估值与滤波器预测值的相对权重。

(3) 设目标的运动可用二阶多项式模型描述, 取位置增量及速度增量作为滤波器的状态变量。采用模拟实验及自适应估计两种方法, 确定滤波器中动态模型噪声的方差 Q_k 。推导出的 Q_k 自适应估计公式^[4], 具有简单、运算步骤少、便于递推、存储量小的特点。对上述两种方法均在跟踪模拟中作了验证, 结果是满意的。

四、模拟实验结果

采用文献[1]中的平滑分析函数作为目标区域的强度分布函数, 取多种几何畸变参数, 采用递推算法、伪逆算法及迭代算法对 TSVIP 模型作了参数估计的模拟实验; 在发生整体强度畸变情况下, 对推广模型与原模型用递推算法作了模拟实验; 对综合算法作了动态跟踪模拟实验, 其中采用了 Q_k 取常值及自适应估计两种方法。

图 2 是平移量 x_1 的估值曲线。原模型在无强度畸变时参数取: 旋转角 $\theta = -3^\circ$; 放大率 $\alpha = 0.93$; 平移量 $x_2 = 1.0$ 。结果表明, \hat{x}_1 的估值与真值吻合得很好。在整体发生强度畸变情况下, 原模型和推广模型的强度畸变参数取: $\rho = 1.3$; $\Delta\rho = 0.1$ (超过图像强度分布函数峰值的 10%), 几何畸变参数取: $\theta = 3^\circ$; $\alpha = 1.02$; $x_2 = -0.5$ 。由图 2 可见, 原模型的估值结果同真值产生较大的偏差, 而推广模型的结果是较为准确的。

图 3 是采用综合算法进行动态跟踪模拟得到的一组坐标曲线。由图可见, 在第 17~21 帧发生阻塞。在未发生阻塞时, 仅用递推算法可与综合算法得到同样的稳定跟踪结果; 在发

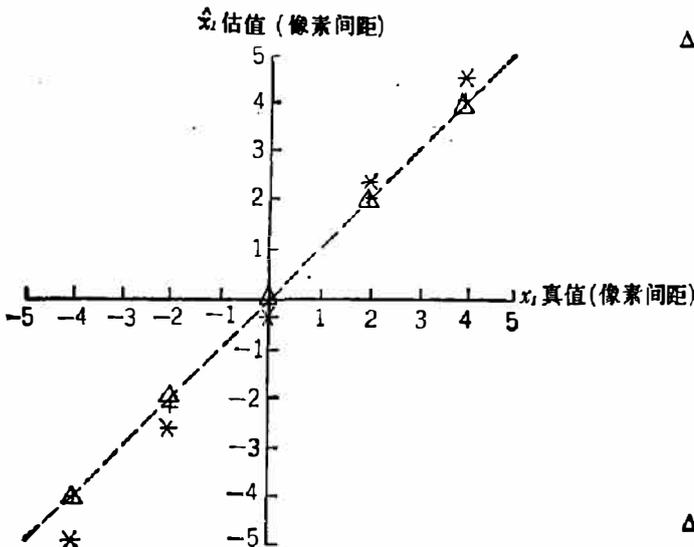


图 2 平移量估值
 Δ —原模型, 无强度畸变
 $*$ —原模型, 有强度畸变
 $+$ —推广模型, 有强度畸变

Fig. 2 The translation estimations.

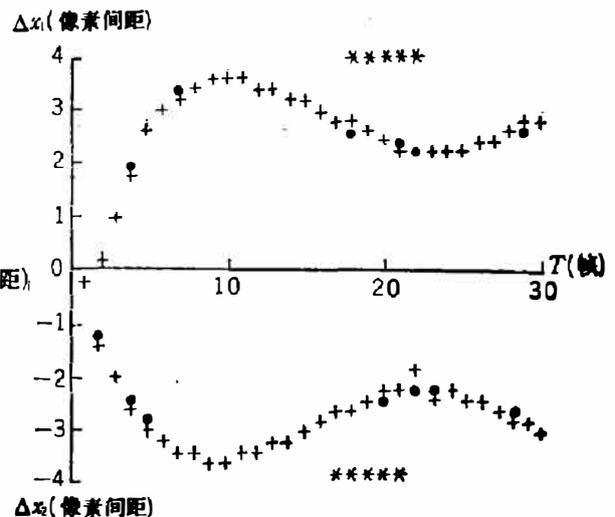


图 3 动态跟踪模拟结果
 \bullet —真实坐标
 $+$ —综合算法估值
 $*$ —递推算法估值

Fig. 3 The simulation results of dynamic tracking.

生阻塞时,仅用递推算法将产生大的偏差,而综合算法仍可保持稳定跟踪。

五、结 论

综上所述,对 TSVIP 模型提出的递推算法具有较高的运算速度和精度,能使硬件简化;推广模型具有对整体强度畸变不敏感的特性;综合算法在图像发生阻塞期间,可维持一定时间的稳定跟踪。上述结论在模拟实验中得到了验证。

参 考 文 献

- [1] Schalkoff R. J. and Mevey E. S., *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **PAMI-4**(1982), 1:2~10.
- [2] Inigo R. M. and Mevey E. S., *ibid*; **PAMI-3**(1981), 2: 230~240.
- [3] Berger B. J. and Parrish E. A., *IEEE Trans. System Theory, Southeaston Symposium*, **SYST-4**(1982), 3: 256~261.
- [4] 周维真,对基于一种图像演变模型的实时成像跟踪估值算法之探讨,西北电讯工程学院,硕士论文,1985, 10.

AN ESTIMATION ALGORITHM FOR VIDEO TRACKING

ZHOU WEIZHEN YANG YIHER

(Department of Technical Physics, Northwest Telecommunication Engineering Institute)

ABSTRACT

A successive algorithm for the TSVIP model is presented and a hardware scheme of the algorithm is provided. Based on the algorithm, the original model is extended. In addition, a combined successive Kalman filtering synthetic algorithm is designed for alleviating the effect of occlusion during tracking. The analysis and simulation results have shown that the work mentioned above is successful.