

doi: 10.7690/bgzdh.2016.12.007

一种采用提前终止判决法的图像匹配跟踪算法

贾文洋, 毛 征, 刘松松, 杜文彬, 梅伟军

(北京工业大学电子信息与控制工程学院, 北京 100124)

摘要: 针对原始遍历式匹配模式算法的时间复杂度高以及给视频图像目标跟踪系统的计算能力带来极大考验的问题, 提出一种基于提前终止判决的归一化互相关匹配算法(zero-mean normalized cross correlation based on early termination condition, ZNCC-ETC)。在基于盒子滤波优化的遍历式 ZNCC 匹配算法(ZNCC based on Box-Filtering, ZNCC-BF)的基础上, 发现 ZNCC-BF 算法在遍历匹配过程中存在着一个适当的阈值, 一旦模板图与候选图的互相关累加值超过这个阈值, 则后续任何计算即为冗余计算, 而 ZNCC-ETC 则采用提前终止判决法实现图像的加速匹配跟踪, 并通过对比实验进行验证与分析跟踪结果。分析结果表明: 相对于标准 ZNCC 以及改进的 ZNCC-BF, ZNCC-ETC 算法能够在保证全局最大值收敛能力的前提下, 进一步降低匹配过程中的计算量, 实现加速匹配跟踪的目的。

关键词: 提前终止判决; 加速模板匹配跟踪; ZNCC-ETC

中图分类号: TP301.6 **文献标志码:** A

A Matching and Tracking Method Based on ZNCC-ETC

Jia Wenyang, Mao Zheng, Liu Songsong, Du Wenbin, Mei Weijun

(College of Electronic Information & Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: Aiming at high time complexity of original tracking algorithm based on template matching technique and great computations of video image target tracking system, put forwards a matching and tracking method based on zero-mean normalized cross correlation based on early termination condition (ZNCC-ETC). Based on zero-mean normalized cross correlation with box-filtering (ZNCC-BF), there is a proper threshold in the matching process. Once the cross-correlation accumulation value between the template figure and candidate figure exceeds the proper threshold, any subsequent calculation is redundant, however, ZNCC-ETC method is able to realize image speed-up matching tracking by using early termination condition method, and the tracked result is verified and analyzed by comparing the experiments. The analysis results show that, comparing with standard ZNCC and improved ZNCC-BF, ZNCC-ETC can reduce the amount of calculation in the matching process, achieve the goal of speed-up matching and tracking on the premise of guaranteeing the global maximum convergence ability.

Keywords: early termination condition; speed-up matching tracking; ZNCC-ETC

0 引言

在电视成像跟踪技术领域, 基于像素灰度的相关匹配跟踪算法因其原理简单, 易于实现, 且无需对目标进行分割和特征提取等优点, 在工程实践中得到了广泛应用, 尤其是在地面复杂背景环境等无法进行目标分割的情况下, 比如空地成像制导武器的末制导算法设计中, 应用更加广泛。在基于像素灰度的相关跟踪算法中, 零均值归一化互相关(zero-mean normalized cross correlation, ZNCC)^[1-2]是最为常见的算法。它通过计算视差范围内基准图像与实时图像对应像素点间的相关性来获取视差图, 相关系数一般在[-1,1]之间取值, 该算法将搜索相关系数最大值对应的视差作为最佳视差值, 具有鲁棒性强和精度高的优点, 但缺点是在遍历过程中计算量大、速度慢、时间复杂度高。

为了降低遍历式 ZNCC 匹配算法的时间复杂度, 有学者提出了基于盒子滤波优化的遍历式 ZNCC 匹配算法^[3](ZNCC based on Box-Filtering, ZNCC-BF)。ZNCC-BF 可以将计算图像均值和方差的时间复杂度变为 $O(4)$, 使其与模板大小无关, 而且无需增加太多的存储单元复杂度。这在实际应用中是非常好的改进; 但是, 经过研究发现, ZNCC-BF 算法在遍历匹配过程中存在着一个适当的阈值, 一旦模板图与候选图的互相关累加值超过该阈值时, 后续任何计算即为冗余计算, 此时, 应停止当前位置的匹配, 跳到下一位置重新开始匹配^[4]。笔者提出计算阈值的方法, 并基于这个阈值定义了一个基于提前终止判决的归一化互相关匹配算法(zero-mean normalized cross correlation based on early termination condition, ZNCC-ETC)。

收稿日期: 2016-08-04; 修回日期: 2016-09-20

作者简介: 贾文洋(1991—), 男, 山东人, 硕士研究生, 从事机器学习、计算机视觉领域方面的研究。

1 传统 NCC 及 ZNCC 算法

笔者建立如图 1 所示的直角坐标系, f 为 $N \times N$ 大小的方形参考图像, t 为 $M \times M$ 大小的模板, $N \geq M$ 。定义 $f_{u,v}$ 为参考图像 f 中 $M \times M$ 大小的子图像, (u, v) 是子图像 $f_{u,v}$ 左下角像素在 f 图像平面上的坐标, 有 $0 \leq u, v \leq N-M+1$ 。定义坐标 (i, j) 为子图像 $f_{u,v}$ 或模板 t 中的像素索引。NCC^[5-6] 相关系数 $r(u, v)$ 计算公式为

$$r(u, v) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M [f_{u,v}(i, j)t(i, j)]}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M f_{u,v}^2(i, j) \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M t^2(i, j)}} \quad (1)$$

它表征了子图像 $f_{u,v}$ 与模板 t 的相似程度。在 $N \times N$ 范围内找到使函数 $r(u, v)$ 最大的坐标即为匹配的最终结果^[7]。

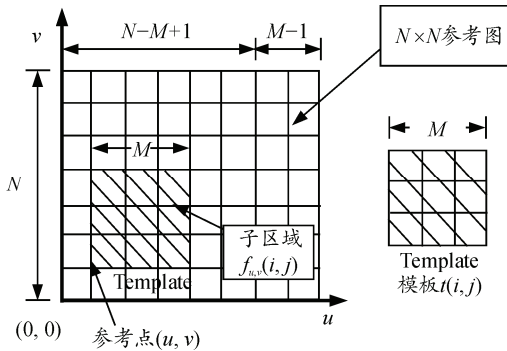


图 1 模板图与参考图匹配示意图

在实际中, 图像均值常常为非零; 因此, 当非零均值的参考图像和模板图像进行匹配时, 度量值中就会出现一个直流分量, 使得 NCC 系数的极值与背景电平比值下降, 非目标所在位置 NCC 系数也很高, 进而使得正确得到目标位置的可能性降低。为弥补这个缺点, 在计算 NCC 系数前, 必须对参考图像和模板图像进行去均值处理, 即零均值归一化互相关系数公式 (ZNCC)^[8]:

$$r(u, v) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M [f_{u,v}(i, j) - \bar{f}][t(i, j) - \bar{t}]}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M [(f_{u,v}(i, j) - \bar{f})^2] \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M [t(i, j) - \bar{t}]^2}} \quad (2)$$

其中: $0 \leq u, v \leq N-M+1$, $r(u, v) \in [-1, 1]$ 且

$$\bar{t} = \frac{1}{M \times M} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M t(i, j), \quad \bar{f} = \frac{1}{M \times M} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M f_{u,v}(i, j) \quad (3)$$

式(2)表征了 $f_{u,v}$ 与 t 零均值状态下的相似程度, 在 $N \times N$ 范围内找到使函数 $r(u, v)$ 最大的坐标 $(u, v)_{\max}$ 即为匹配的最终结果。在式(2)的基础上通过一些简单的数学变形, 可得:

$$r(u, v) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M [f_{u,v}(i, j) \times t(i, j)] - M^2 \bar{f} \bar{t}}{\sqrt{[\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M f_{u,v}^2(i, j) - M^2 \bar{f}^2][\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M t^2(i, j) - M^2 \bar{t}^2]}} \quad (4)$$

2 ZNCC 快速匹配算法

2.1 将半平方和公式引入 ZNCC 公式

利用半平方和公式

$$f_{u,v}(i, j) \times t(i, j) = \frac{1}{2} \{f_{u,v}^2(i, j) + t^2(i, j) - [f_{u,v}(i, j) - t(i, j)]^2\} \quad (5)$$

将式(4)的分子部分进行转化, 即得到相关系数计算公式:

$$r(u, v) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M [f_{u,v}^2(i, j) + t^2(i, j)] - 2M^2 \bar{f} \bar{t} - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M [f_{u,v}(i, j) - t(i, j)]^2}{2 \sqrt{[\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M f_{u,v}^2(i, j) - M^2 \bar{f}^2][\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M t^2(i, j) - M^2 \bar{t}^2]}} = \frac{A(u, v) - B(u, v)}{D(u, v)} \quad (6)$$

$$A(u, v) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M f_{u,v}^2(i, j) + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M t^2(i, j) - 2M^2 \bar{f} \bar{t}; \quad (7)$$

$$B(u, v) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M [f_{u,v}(i, j) - t(i, j)]^2; \quad (8)$$

$$D(u, v) = 2 \sqrt{[\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M f_{u,v}^2(i, j) - M^2 \bar{f}^2][\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M t^2(i, j) - M^2 \bar{t}^2]} \quad (9)$$

2.2 ZNCC-ETC 加速计算

为了降低时间复杂度, 笔者将式(6)中的 $A(u, v)$ 以及式(9)中 $D(u, v)$ 的部分用 Boxing-Filtering^[9] 加速计算, 因为 Box-Filtering 方法在计算图像局部累加和(或局部平方和)仅需 4 次基本迭代运算。虽然 ZNCC-BF 算法大大减少了计算量, 但是如何降低公式(6)中 $B(u, v)$ 在匹配过程中的计算量成为加快算法速度的关键所在^[10]。

在 ZNCC-BF 算法的基础上, 通过引入半平方和公式, 来找到遍历的匹配过程^[11-12] 中存在着一个适当的阈值, 并基于这个阈值定义了一个匹配提前终止判决条件(early termination condition, ETC)。匹配过程一旦满足 ETC, 则可立即停止并跳跃至下一候选位置重新开始匹配。笔者将这种改进算法称为基于提前终止判决的归一化互相关匹配算法 (ZNCC-ETC)。式(7)中的 $A(u, v)$ 以及式(9)中的 $D(u, v)$ 可通过 Box-filtering 算法获得; 因此, 在计算某参考点 (u, v) 处相关系数 $r(u, v)$ 时, 可以将式(7)中的 $A(u, v)$ 以及式(9)中的 $D(u, v)$

看作常数，只考虑式(8)中的 $B(u,v)$ 部分。

定义函数

$$\beta(u,v,w) = \sum_{k=1}^w [f_{u,v}(i_k, j_k) - t(i_k, j_k)]^2 \quad (10)$$

其中： $\beta(u,v,w)$ 表示的是参考点 (u,v) 处子图像 $f_{u,v}(i,j)$ 与模板 $t(i,j)$ 之间的前 w 个对应像素的均方误差累加； (i_k, j_k) 表示第 k 个对应的像素的坐标。

$$\left. \begin{aligned} i_1 &= 1, & i_{k+1} &= (i_k \bmod M) + 1 \\ j_k &= \lfloor i_k \div M \rfloor, & k &= 1, 2, 3, \dots, M^2 \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

其中： $\lfloor X \rfloor$ 表示小于 X 最大整数； \bmod 表示求余运算。

显然，若 $w=M \times M$ ，有

$$\beta(u,v,w) = \beta(u,v, M^2) = B(u,v) \quad (12)$$

进一步可得：

$$\begin{aligned} B(u,v) &= \beta(u,v, M^2) = \sum_{k=1}^w \varepsilon(u,v,k) + \sum_{k=w+1}^{M^2} \varepsilon(u,v,k) = \\ &= \beta(u,v,w) + \text{Rst}(u,v,w), \quad 1 \leq w \leq M^2. \end{aligned} \quad (13)$$

其中

$$\text{Rst}(u,v,w) = \sum_{k=w+1}^{M^2} \varepsilon(u,v,k) \quad (14)$$

将式(13)代入式(6)的分子部分，

$$\begin{aligned} A(u,v) - B(u,v) &= A(u,v) - \beta(u,v,w) - \text{Rst}(u,v,w) = \\ &= \text{Cov}(u,v,w) - \text{Rst}(u,v,w). \end{aligned} \quad (15)$$

其中：

$$\text{Cov}(u,v,w) = A(u,v) - \beta(u,v,w); \quad (16)$$

$$A(u,v) - B(u,v) = \text{Cov}(u,v, M^2) \leq \text{Cov}(u,v,w) \leq \text{Cov}(u,v, 0) \quad (17)$$

定义当前帧所有已经匹配过的参考点中最大的相关系数为 R_{\max} ，初始值为 0，并且按照如下规则在匹配过程中不断更新：

$$\left. \begin{aligned} R_{\max} &= \{0 \mid u=0, v=0\} \\ R_{\max} &= \{r(u,v) \mid v \neq 0, r(u,v) > R_{\max}\} \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

把式(17)代入式(6)，得如下不等式：

$$-1 \leq \frac{A(u,v) - B(u,v)}{D(u,v)} = \frac{\text{Cov}(u,v, M^2)}{D(u,v)} \leq R_{\max} \leq 1 \quad (19)$$

于是，可以定义一个关于坐标 (u,v) 的阈值函数 $\text{Th}(u,v)$ ，由于 $\text{Cov}(u,v,w)$ 在确定 (u,v) 的条件下是关于 w 单调递减，所以可得

$$\text{Cov}(u,v, 0) \geq \text{Th}(u,v) = D(u,v) \times R_{\max} \geq \text{Cov}(u,v, M^2) \quad (20)$$

基于阈值函数 $\text{Th}(u,v)$ 以及 $\text{Cov}(u,v,w)$ 的单调递减性质，可以找到满足条件

$$\text{Cov}(u,v,w) \leq \text{Th}(u,v) \quad (21)$$

的最大 w ，即

$$\{w^* \mid \max_{1 \leq w \leq M^2} \{\text{Cov}(u,v,w) \leq \text{Th}(u,v)\}\} < M^2 \quad (22)$$

一旦当某 w^* 满足了式(21)的条件，那么对于所有 $w \geq w^*$ 的计算均可不必再继续进行，也即式(15)中的 $\text{Rst}(u,v,w^*)$ 无需再被计算，因为后续的计算必然会导致如下结果：

$$A(u,v) - B(u,v) < \text{Th}(u,v) = D(u,v) \times R_{\max} \quad (23)$$

进而导致当前 (u,v) 点处的相关系数必然小于 R_{\max} ，即

$$r(u,v) = \frac{A(u,v) - B(u,v)}{D(u,v)} < R_{\max} \quad (24)$$

这就意味着，一旦当某 w^* 满足了式(21)的条件，式(13)中 $B(u,v)$ 的所有后续计算只会使得当前 (u,v) 点处的相关系数更加小于 R_{\max} ，这就意味着当前点 (u,v) 一定不会是相关系数曲面的全局最大值，因为它的相关系数已经比当前最大的相关系数 R_{\max} 要小，即点 (u,v) 一定不会是最后的匹配结果，任何在此点处的后续计算等同于冗余计算，对寻找相关系数曲面 $r(u,v)$ 的全局最大值没有任何的帮助。但是，若当 $w=M_2$ 时，式(21)的条件仍旧不满足，那么意味着当前 (u,v) 点处的相关系数 $r(u,v)$ 一定会大于 R_{\max} ；因此，这种情况下要用当前 (u,v) 点的 $r(u,v)$ 来更新 R_{\max} 。这个过程可以用图 2 来说明，这里假设模板大小为 $M_2=900$ 个像素点，图中给出了 2 个不同参考点 (u_1, v_1) 和 (u_2, v_2) 处函数 $\text{Cov}(u,v,w)$ 随着 w 的增加逐渐减小的过程。其中，横轴为 w 的大小， $0 \leq w \leq 900$ ；纵轴为函数 $\text{Cov}(u,v,w)$ 的值；实横线表示了式(23)所定义的提前停止判决阈值函数在参考点 (u_1, v_1) 处的函数值 $\text{Th}(u_1, v_1)$ ；虚横线表示了参考点 (u_2, v_2) 处的判决阈值函数 $\text{Th}(u_2, v_2)$ ；虚曲线分别表示函数 $\text{Cov}(u_1, v_1, w_1)$ 和函数 $\text{Cov}(u_2, v_2, w_2)$ 关于 w 的变化曲线。

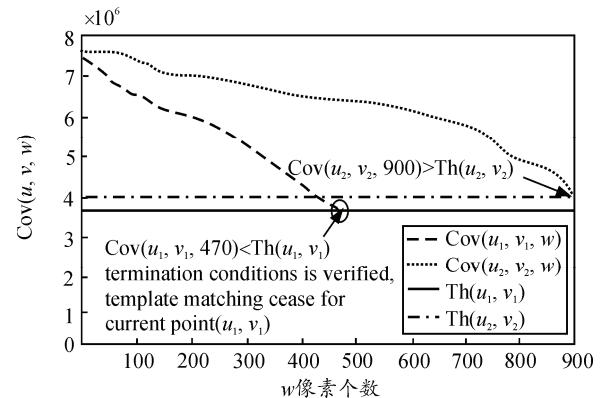


图 2 受阈值函数 $\text{Th}(u,v)$ 控制的 $\text{Cov}(u,v,w)$ 计算过程

由图 2 可以看出：在参考点 (u_1, v_1) 处，当 $w^*=470$ 时， $Cov(u_1, v_1, w_1)$ 已经小于阈值 $Th(u_1, v_1)$ 了；因此，可立即停止在当前 (u_1, v_1) 点的所有后续计算，这样，在 (u_1, v_1) 点处，就节省了 $M^*M-w^*=900-470=430$ 次操作。

由此，可以将 ZNCC-ETC 算法的相关系数曲面函数定义如下：

$$r(u, v) = \begin{cases} \frac{Cov(u, v, M^2)}{D(u, v)} & (Cov(u, v, M^2) > Th(u, v)) \\ 0 & \{w \mid \max_{1 \leq w \leq M^2} \{Cov(u, v, w) \leq Th(u, v)\} \} < M^2 \end{cases} \quad (25)$$

3 实验验证与分析

3.1 实验结果

在仿真实验中，笔者对如图 3 所示视频图像中的车辆目标进行跟踪。实验中设定一个跟踪波门，模板匹配在波门范围内进行，波门大小定为 80×80 ，即 $N=80$ ，取模板大小为 30×30 ，即 $M=30$ 。目标初始位置通过人工方式选取，后续跟踪过程中用一个白色的方框表示搜索范围。通过相关系数曲面和匹配时间 2 组数据来比较 ZNCC-ETC 跟踪算法与 2 种传统算法 (ZNCC、ZNCC-BF) 相比所存在的优势^[13-14]。

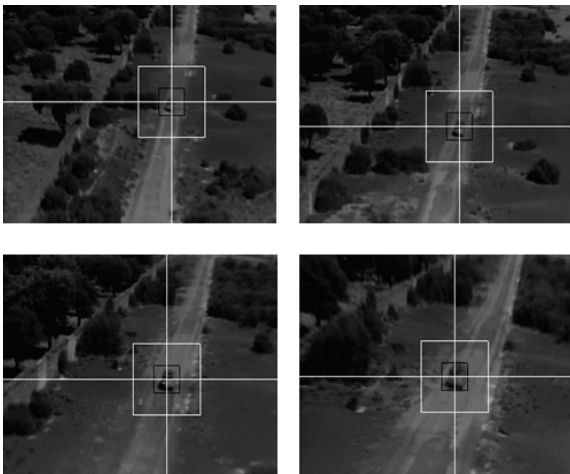


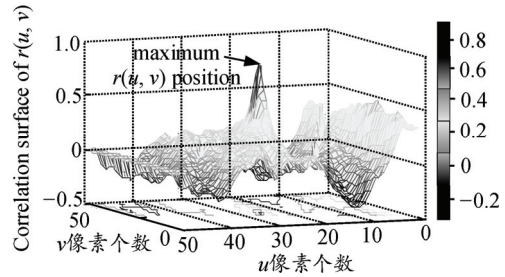
图 3 跟踪结果

3.2 相关系数曲面对比分析

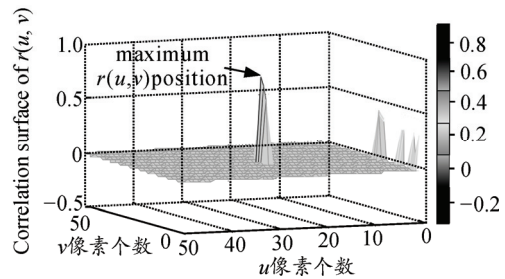
在图 4 中，给出了模板在某帧图像上完成匹配之后所得相关系数曲面。其中：图 4(a) 表示传统 ZNCC 算法的相关系数曲面；图 4(b) 表示笔者提出的 ZNCC-ETC 算法的相关系数曲面。

可以看出，图 4(a) 中相关系数较小的区域，也即待匹配的参考图像 $f_{u,v}(i,j)$ 与模板 $t(i,j)$ 差异较大的区域，在图 4(b) 中已经有很大一部分成为 0 值。这是因为在这些区域的相关系数计算过程中，都满足了

ETC 条件，此时 $Cov(u, v, w)$ 当 $w < M_2$ 时已经小于阈值 $Th(u, v)$ 了；因此，可立即停止在当前参考点 (u, v) 的所有后续计算，并按照式(22)中定义的加入了 ETC 条件的相关系数计算方法，将 $r(u, v)$ 置为 0，可以得到如图 4(b) 所示含有大量 0 值的相关系数曲面。



(a) 传统 ZNCC 算法的相关系数曲面



(b) ZNCC-ETC 算法的相关系数曲面

图 4 ZNCC 与 ZNCC-ETC 相关系数曲面对比

对比图 4(a)、(b) 可看出：在此帧图像中，传统 ZNCC 算法所得相关系数曲面的峰值区域，在 ZNCC-ETC 算法所得相关系数曲面中依然存在，且峰值位置完全相同。这说明 ZNCC-ETC 较 ZNCC 算法而言，虽然大大减少了计算量，但在目标定位的准确性，二者完全相同。笔者所提出的 ETC 条件并没有使得传统遍历式匹配算法的全局最大值收敛性受到影响，ZNCC-ETC 依然能够找到和遍历式方法相同的全局极值点，并且在每个满足了 ETC 终止条件的匹配点 (u, v) 上都可以节省 M^*M-w^* 次计算操作，其中 w^* 为

$$\{w^* \mid \max_{1 \leq w \leq M^2} \{Cov(u, v, w) \leq Th(u, v)\} \} < M^2。$$

3.3 匹配时间比较

如表 1 所示，比较了传统 ZNCC、基于盒子滤波的 ZNCC-BF 以及笔者所提出基于提前终止判决的 ZNCC-ETC 算法完成单帧匹配跟踪所需 CPU 时间。可以看出，ZNCC-ETC 相对于传统算法，匹配时间有较为明显减少。

表 1 单帧匹配所需 CPU 时间对比

算法	ZNCC	ZNCC-BF	ZNCC-ETC
CPU 时间/ ms	135 (7 fps)	27 (37 fps)	12 (83 fps)

为了更加清楚地分析 ZNCC-ETC 算法与传统 ZNCC 算法在匹配时间上的不同,不妨定义:

$$\text{Ratio}(s) = \frac{o_{\text{ETC}}(s)}{o_{\text{ZNCC}}(s)}. \quad (26)$$

其中: s 表示第 s 帧图像; $O_{\text{ETC}}(s)$ 表示 ZNCC-ETC 算法在第 s 帧中完成匹配所需要的总计算量; $O_{\text{ZNCC}}(s)$ 表示传统 ZNCC 算法在第 s 帧中完成匹配所需要的总计算量,显然

$$O_{\text{ETC}}(s) \leq O_{\text{ZNCC}}(s) = M^2 \times (N - M)^2. \quad (27)$$

将它们比值定义为 $\text{Ratio}(s)$,显然 $\text{Ratio}(s)$ 越小说明 ZNCC-ETC 算法的加速效果越明显^[15]。将视频每一帧的 $\text{Ratio}(s)$ 值画成曲线,即如图 5 所示,将图 5 中每帧图像的 $\text{Ratio}(s)$ 求平均,得

$$\sum_{s=0}^{450} \text{Ratio}(s) = 0.5513. \quad (28)$$

这表明笔者所提出的提前终止判决条件(ETC),能够有效地剔除传统 ZNCC 算法中 55%左右的冗余计算量,使得 ZNCC-ETC 的平均计算量仅为传统 ZNCC 算法的一半左右。

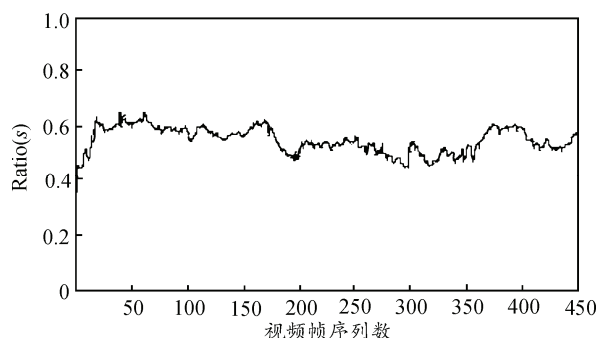


图 5 ZNCC-ETC 算法与 ZNCC 算法的匹配时间比

4 结论

实验结果和相关系数曲面以及算法匹配时间上分析结果证明:相对于标准 ZNCC 以及改进的 ZNCC-BF, ZNCC-ETC 算法能够在保证全局最大值收敛能力的前提下,明显降低计算复杂度,进一步减少冗余计算。在目标跟踪实时性要求较高的情况

下, ZNCC-ETC 算法可以体现出其强大的优越性,为目标的快速跟踪提供了新的思路,能够更好地应用于工程实践当中。下一步,笔者将把单目标跟踪变为多目标跟踪,以扩大该算法的应用范围与场景。

参考文献:

- [1] 杨通钰, 彭国华. 基于 NCC 的图像匹配快速算法[J]. 现代电子技术, 2010, 33(22): 107-110.
- [2] 黄真宝, 陈阳. 图像匹配中 NCC 算法的一种快速实现方法[J]. 信息化研究, 2011, 37(2): 48-51.
- [3] McDonnell M J. Box-filtering techniques[J]. Computer Graphics and Image Processing, 1981, 17(3): 65-70.
- [4] 赵海波, 梅员, 郝红宇, 等. 一种基于 LVDS 接口的数字图像处理模块硬件设计[J]. 兵工自动化, 2015, 34(2): 69-71.
- [5] 孙卜郢, 周东华. 基于 NCC 的存在旋转的图像匹配方法[J]. 传感器与微系统, 2008, 27(5): 43-47.
- [6] Sun L G, Mao Z. An Improved Normalized Cross Correlation Algorithm for Object Tracking[C]. IEEE 10th International Conference on Signal Processing, 2010, 2: 1267-1270.
- [7] 邢藏菊, 温兰兰, 何苏勤. 基于序贯相似性检测的 NCC 目标跟踪快速匹配方法[J]. 电子设计工程, 2015, 27(3): 187-190.
- [8] 张江辉, 钱昆. 抗仿射变换图像局部特征检测与匹配算法研究[J]. 兵工自动化, 2014, 33(11): 53-55.
- [9] 张秋余, 王鹏辉, 赵丽. 基于轮廓特征点的不完整目标匹配算法[J]. 科学技术与工程, 2008, 8(9): 2484-2487.
- [10] 张桂宁. 基于非迭代伪逆矩阵的快速图像去模糊算法[J]. 四川兵工学报, 2015, 36(9): 111-113.
- [11] 朱娟娟, 郭宝龙. 复杂场景中基于变块差分的运动目标检测[J]. 光学精密工程, 2011, 19(1): 183-190.
- [12] 程红, 陈文剑, 孙文邦. 一种改进的快速归一化积相关图像匹配算法[J]. 光电工程, 2013, 40(1): 118-125.
- [13] 薛陈, 朱明, 陈爱华. 鲁棒的基于改进 Mean-shift 的目标跟踪[J]. 光学精密工程, 2010, 18(1): 234-239.
- [14] Hess R, Fern A. Discriminatively Trained Particle Filters for Complex Multi-Object Tracking[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009, 14: 240-247.
- [15] 陆天舒, 毛征, 郑利苹, 等. 基于图像拼接的全景目标检测技术[J]. 兵工自动化, 2014, 33(2): 7-10.