

一种改进的快速归一化互相关算法

谢维达, 周宇恒, 寇若岚

(同济大学 铁道与城市轨道交通研究院, 上海 201804)

摘要: 根据模板和全局最优子图的特点及其相互关系给出 2 个判据, 对归一化互相关算法进行了改进. 首先计算模板自相关值, 再利用快速傅里叶变换方法计算互相关矩阵, 利用第 1 个判据大幅缩小可能解的范围, 减少匹配时间, 然后利用第 2 个判据生成一个规模更小的候选最优解集合, 最后确定全局最优解. 实验结果说明, 改进的归一化互相关算法能加快匹配速度, 且能有效地提高图像匹配的准确率.

关键词: 归一化互相关算法; 判据; 匹配速度; 匹配准确率

中图分类号: TP 391.9

文献标识码: A

An Improved Fast Normalized Cross Correlation Algorithm

XIE Weida, ZHOU Yuheng, KOU Ruolan

(Institute of Railway and Urban Rail Transit, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: Some improvements were made for normalized cross correlation based on two criterions according to the characteristics of template and image and the interrelationship between them. The auto-correlation of the template was calculated at first, and the cross correlation between template and image was gained based on fast Fourier transform. Then the first criterion was used to shrink the range of the possible solutions, which could shorten the matching time; and the second criterion was applied to generating a more miniature set, in which the solution with the maximal normalized cross correlation was the global optimal solution. Experiments show that the normalized cross correlation based on the given criteria can speed the computing with an enhanced matching precision.

Key words: normalized cross correlation; criterion; matching speed; matching precision

基于灰度值的图像匹配方法被广泛应用于多种领域, 如医学图像分析^[1]、视频处理^[2]、交通控制^[3]等, 其中最常用的一种算法是归一化互相关算法(normalized cross correlation, NCC). NCC 算法的主要优点是对光照强度的线性变化不太敏感, 抗干扰性能较好; 计算结果有固定的范围 $[-1, 1]$, 容易设置检测阈值. 但是, NCC 算法没有一个简单的频域表达式, 无法利用类似快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)的方法得到计算结果. 由于是逐像素进行计算, 导致 NCC 算法计算量大, 速度慢, 只适合对处理速度要求不高的场合. 目前已提出许多快速 NCC 算法, 如基于 sum tables 的快速 NCC 算法^[4-6], 基于 winner update strategy 的快速算法^[7-8], 连续排除算法(successive elimination algorithm)^[9], 基于分块理论的 bounded partial correlation^[10]等. 匹配算法不仅需要有效加快匹配速度, 还应该关注算法的匹配准确程度. 因为在外界干扰的作用下, 待匹配图像的某些区域会形成匹配盲区, 与模板很容易出现误匹配. 因此, 验证这些算法性能的实验仿真不能只是选取一些特定的模板, 因为并不具备代表性.

基于此问题, 本文根据模板和待匹配图像的特点, 提出一种新的归一化互相关匹配算法, 该算法在加快匹配速度的同时, 有效提高模板的识别准确率.

1 归一化互相关匹配算法

设待匹配图像 I 的像素大小为 $M \times N$, 模板 T 的像素大小为 $m \times n$. 从图像 I 中任意选取一块像素大小为 $m \times n$ 的子图 $I_{x,y}$, 其左上角在图像 I 中

收稿日期: 2010-04-27

基金项目: “十一五”国家科技支撑计划(2009BAG11B02)

第一作者: 谢维达(1947—), 男, 教授, 工学学士, 主要研究方向为车辆牵引控制与检测技术、轨道车辆安全技术、轮轨系统动力学与控制.
E-mail: tjxwd@163.com

通讯作者: 周宇恒(1981—), 男, 博士生, 主要研究方向为车辆牵引控制与检测技术. E-mail: yuhengzhou@QQ.com

的坐标为 (x, y) , 可知坐标范围为 $0 \leq x \leq M - m$, $0 \leq y \leq N - n$. 其中, M, N 分别为待匹配图像像素的行数和列数, m, n 分别为模板像素的行数和列数.

子图 $I_{x,y}$ 和模板 T 的归一化互相关值 $R(x, y)$ 定义为

$$R(x, y) = \frac{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(x+i, y+j) - \bar{I}_{x,y}] [T(i, j) - \bar{T}]}{\sqrt{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(x+i, y+j) - \bar{I}_{x,y}]^2 \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [T(i, j) - \bar{T}]^2}} \quad (1)$$

式中: (i, j) 为像素在模板中的坐标; $\bar{I}_{x,y} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(x+i, y+j)]$ 为子图 $I_{x,y}$ 的像素平均值; $\bar{T} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} T(i, j)$ 为模板 T 的像素平均值. 所有的归一化互相关值构成归一化互相关矩阵 \mathbf{R} .

定义 1 在归一化互相关矩阵 \mathbf{R} 中, $\forall 0 \leq x \leq M - m, \forall 0 \leq y \leq N - n$, 若点 (x, y) 处的 $R(x, y) = \max\{\mathbf{R}\}$, 则称 (x, y) 为最优解, 对应的子图 $I_{x,y}$ 为最优子图.

对于式(1), 考虑以下 2 点:

(1) 由于模板 T 已知, $\mathbf{R}_T = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [T(i, j) - \bar{T}]^2$ 在整个搜索过程中为一个定值且为正数, 不会影响最优解的确定, 可不计算, 故式(1)的分母部分可写成

$$R_{\text{den}}(x, y) = \sqrt{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(x+i, y+j) - \bar{I}_{x,y}]^2} \quad (2)$$

(2) 令 $T'(i, j) = T(i, j) - \bar{T}$, 则式(1)的分子部分可作如下简化:

$$\begin{aligned} R_{\text{num}} &= \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(x+i, y+j) - \bar{I}_{x,y}] [T(i, j) - \bar{T}] = \\ &= \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(x+i, y+j) - \bar{I}_{x,y}] T'(i, j) = \\ &= \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} I(x+i, y+j) T'(i, j) - \bar{I}_{x,y} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} T'(i, j) \\ &\text{因为 } \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} T'(i, j) = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [T(i, j) - \bar{T}] = 0, \\ &\text{所以} \end{aligned}$$

$$R_{\text{num}}(x, y) = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} I(x+i, y+j) T'(i, j) \quad (3)$$

所以式(1)可以等效为下式:

$$R'(x, y) = \frac{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} I(x+i, y+j) T'(i, j)}{\sqrt{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(x+i, y+j) - \bar{I}_{x,y}]^2}} \quad (4)$$

将式(4)称为逐像素匹配的归一化互相关算法 (pixel-by-pixel NCC). 从式(4)可知, 匹配中所产生的计算量主要分为两部分: 式(2)的计算量为 $(2mn - 1)(M - m + 1)(N - n + 1)$ 次加法运算及 $mn(M - m + 1)(N - n + 1)$ 次乘法运算及式(3)的计算量为 $mn(M - m + 1)(N - n + 1)$ 次加法运算及 $(mn - 1)(M - m + 1)(N - n + 1)$ 次乘法运算.

为了减小式(3)的计算量, 可利用傅里叶变换的性质, 即图像经过傅里叶变换后, 在空域上的互相关运算可以变为频域上的复数乘法运算, 即

$$R_{\text{num}} = F^{-1}[F(I)F^*(T')] \quad (5)$$

式中: $F(\cdot)$ 为傅里叶变换; $F^*(\cdot)$ 为 $F(\cdot)$ 的复共轭; $F^{-1}(\cdot)$ 为傅里叶逆变换, 且 T' 应补零拓延成为像素大小为 $M \times N$ 的矩阵. 式(5)计算量为 $MN \cdot [6\log_2(MN) + 2]$ 次加法运算和 $MN[9\log_2(MN) + 4]$ 次乘法运算.

采用 pixel-by-pixel NCC 方法匹配所需时间代价巨大^[4-10], 且通过本文实验可知, 在外界干扰的影响下, 若模板选取不当, 容易出现失配的情况. 基于这些问题, 本文根据模板和全局最优解的特点及其相互关系, 提出一种新的 NCC 算法, 能够有效提高图像匹配准确度, 并能提高匹配的速度.

2 基于 2 个判据的归一化互相关算法

2.1 全局最优子图的 3 个特点

定义 2 设模板 T 在待匹配图像 I 上的坐标为 (x_0, y_0) , 则称 (x_0, y_0) 为全局最优解, 对应的子图 I_{x_0, y_0} 为全局最优子图.

定义 3 若最优解与全局最优解不同, 称该最优解为局部最优解, 对应的最优子图称为局部最优子图.

根据全局最优子图的定义, 当原始图像为待匹配图像时, 模板就是全局最优子图. 基于此, 全局最优子图应具有以下 3 个特点:

(1) 由式(3)可知, 以原始图像作为待匹配图像时, 全局最优子图与模板的互相关值 $R(x_0, y_0)$ 应等于模板的自相关值 $R_T = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [T(i, j) - \bar{T}]^2$; 当

待匹配图像为加噪图像时,全局最优子图与模板间有一定的误差,有 $|R(x_0, y_0) - R_T| < \epsilon_1$, 其中 ϵ_1 为给定的阈值. 由此可得第 1 个判据.

判据 1 $\forall 0 \leq x \leq M - m, \forall 0 \leq y \leq N - n$, 若 $|R(x, y) - R_T| < \epsilon_1$ 成立, 则 (x, y) 为可能解, 否则视为不可能解而抛弃.

由所有的可能解组成一个集合 S_{POSSIBLE} .

(2) 待匹配图像为原始图像时, 全局最优子图的像素平均值 \bar{I}_{x_0, y_0} 应等于模板的像素平均值 \bar{T} ; 待匹配图像为加噪图像时, 有 $\frac{|\bar{I}_{x_0, y_0} - \bar{T}|}{|\bar{I}_{x_0, y_0}| + |\bar{T}|} < \epsilon_2$, 其中 ϵ_2 为给定阈值.

(3) 待匹配图像为原始图像时, 全局最优子图的均方差

$$\sigma_{I_{x_0, y_0}} = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(x_0 + i, y_0 + j) - \bar{I}_{x_0, y_0}]^2}$$

应等于模板的均方差

$$\sigma_T = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [T(i, j) - \bar{T}]^2}$$

当待匹配图像为加噪图像时, 有 $|\sigma_{I_{x_0, y_0}} - \sigma_T| < \epsilon_3$, 其中 ϵ_3 为给定阈值. 此时可以给出第 2 个判据如下.

判据 2 $\forall (x, y) \in S_{\text{POSSIBLE}}$, 若同时满足 $\frac{|\bar{I}_{x, y} - \bar{T}|}{|\bar{I}_{x, y}| + |\bar{T}|} < \epsilon_2$ 和 $|\sigma_{I_{x, y}} - \sigma_T| < \epsilon_3$, 则 (x, y) 为候选最优解, 否则视为非最优解而抛弃.

所有候选最优解构成集合 $S_{\text{CANDIDATE}}$, 计算该集合中所有成员的归一化互相关值, 其中, 全局最优解具有最大的归一化互相关值.

2.2 算法流程

本算法基于前述 2 个判据, 称该算法为 CNCC, 算法流程如下: ①读入待匹配图像 I 和模板 T , 给定阈值 ϵ_1, ϵ_2 和 ϵ_3 ; ②计算模板的自相关值 $R_T = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [T(i, j) - \bar{T}]^2$; ③用式(5)得到互相关矩阵 R_{corr} ; ④基于判据 1, 建立集合 S_{POSSIBLE} ; ⑤基于判据 2, 确定集合 $S_{\text{CANDIDATE}}$; ⑥计算集合 $S_{\text{CANDIDATE}}$ 中所有成员的归一化互相关值, 取最大值对应的点为全局最优解.

3 实验

对文中提出的 CNCC 方法进行验证, 分别与 pixel-by-pixel NCC 和的 FNCC^[4-6] 进行对比. 用于测试的原始图像如图 1 所示, 像素大小都为 $128 \times$

128, 模板像素大小选为 30×30 . 实验的硬件配置为 Xeon 2 GHz, 4 GB 内存的 DELL 服务器, 软件使用 MATLAB2008b.

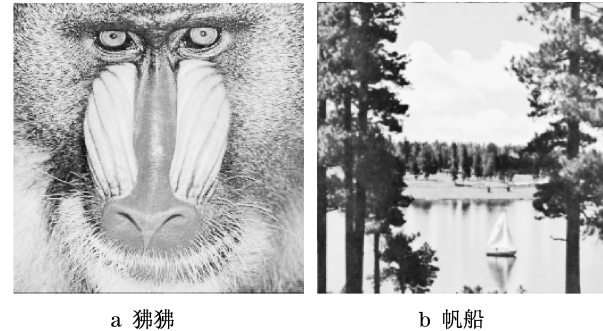


图 1 测试图像
Fig.1 Testing images

3.1 实验 1

在待匹配图像中逐点移动以选取模板, 模板数量为 $(128 - 30 + 1)(128 - 30 + 1) = 9\ 801$. 表 1 的实验结果为每个模板平均需要匹配的子图数量.

表 1 可能解的平均数量

待匹配 图像	算法				
	CNCC			pixel-by- pixel NCC	FNCC
	$\epsilon_1 = 1$	$\epsilon_1 = 10$	$\epsilon_1 = 20$		
图 1a	16.7	1 846.1	5 746.9	9 801	9 801
图 1b	130.2	1 133.3	2 708.8	9 801	9 801

从结果可以看出, 不论是 pixel-by-pixel NCC 或是 FNCC, 每个模板需要和 9 801 个子图进行匹配, 即可能解的平均数量为 9 801; CNCC 在阈值 ϵ_1 的作用下能有效减少可能解的平均数量, 且 ϵ_1 越小, 可能解的平均数量越少. 该实验说明, 利用判据 1 可大幅缩小可能解的范围, 而且由于模板已知, 所以 R_T 可事先计算好, 而互相关矩阵 R 可通过 FFT 方法快速算得, 从而有效缩短寻找最优解的时间, 提高 NCC 的匹配速度.

3.2 实验 2

分别在图 1a 和 1b 中逐点移动选取模板, 图 2 是在图 1 上施加高斯噪声 (σ 为噪声的均方差) 的图像, 作为待匹配图像. 实验结果见表 2, 其中 CNCC 的 3 个阈值分别取为: $\epsilon_1 = 20.00, \epsilon_2 = 5.00, \epsilon_3 = 0.10$. 在匹配准确率上, CNCC 的表现优于 pixel-by-pixel NCC 和 FNCC; 在平均匹配时间上, CNCC 与 FNCC 相差不大, 且明显优于 pixel-by-pixel NCC.

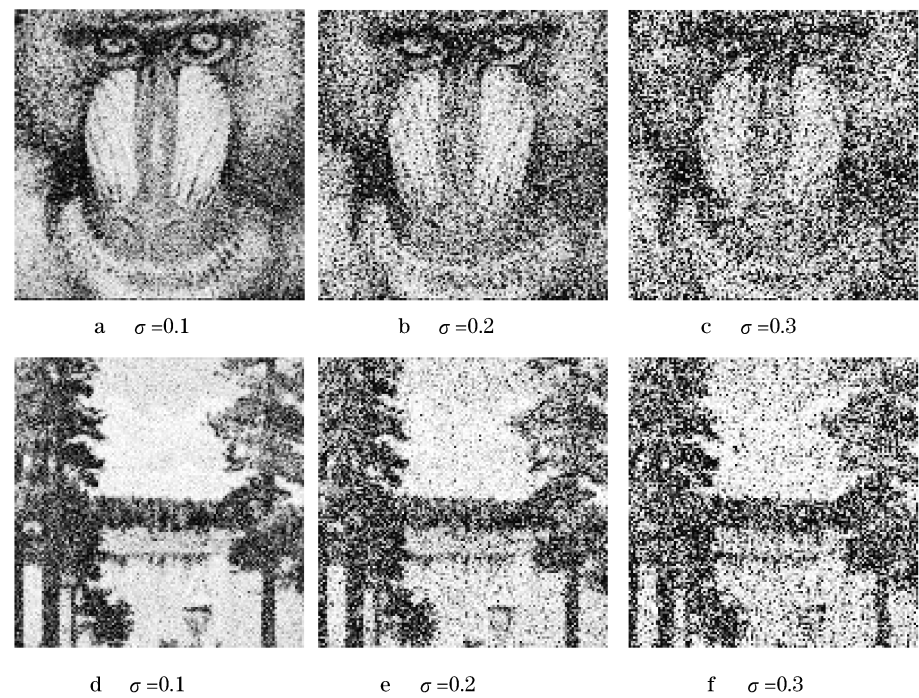


图 2 施加噪声的图像
Fig.2 Noise images

表 2 匹配准确率和平均匹配时间

待匹配图像	算法					
	CNCC		pixel-by-Pixel NCC		FNCC	
	匹配准确率/%	平均匹配时间/ms	匹配准确率/%	平均匹配时间/ms	匹配准确率/%	平均匹配时间/ms
图 2a	100.00	6.72	100.00	159.76	100.00	5.12
图 2b	97.30	6.74	95.52	159.74	95.49	5.14
图 2c	89.04	6.78	85.21	160.25	86.00	5.16
图 2d	99.90	6.11	96.00	160.38	95.70	5.07
图 2e	96.70	6.08	93.31	159.48	93.40	5.09
图 2f	93.90	6.03	90.00	159.43	90.20	5.12

3.3 实验 3

在图 1a 上逐点移动选取模板,选取图 2c 作为待匹配图像.测试阈值 ϵ_1, ϵ_2 及 ϵ_3 对 CNCC 方法在

匹配准确率和匹配时间方面的影响的实验结果见表 3.

表 3 测试阈值对匹配的影响

$\epsilon_2 = 5.00, \epsilon_3 = 0.100$			$\epsilon_1 = 20.00, \epsilon_3 = 0.10$			$\epsilon_1 = 20.00, \epsilon_2 = 5.00$		
ϵ_1	匹配准确率/%	平均匹配时间/ms	ϵ_2	匹配准确率/%	平均匹配时间/ms	ϵ_3	匹配准确率/%	平均匹配时间/ms
5.00	69.78	5.436	0.50	83.24	6.632	0.02	66.98	6.533
10.00	87.97	5.767	1.00	88.50	6.647	0.05	86.11	6.582
20.00	88.50	6.645	5.00	88.50	6.645	0.10	88.50	6.645
30.00	88.50	7.144	10.00	88.50	6.654	0.50	85.68	6.747
40.00	88.50	7.401	15.00	88.50	6.653	1.00	85.68	6.740

表 3 显示,平均匹配时间随着 ϵ_1 的减小而缩短,匹配准确率随着 ϵ_1 的增大而上升,并在 ϵ_1 达到一定值时稳定;平均匹配时间与 ϵ_2 变化关系不大,匹配准确率随 ϵ_2 的增大而上升,在 ϵ_2 到一定值时稳定;匹配准确率与 ϵ_3 呈抛物线关系,平均匹配时间随 ϵ_3 的增大略有增加.

4 结论

归一化互相关算法在外界干扰作用的影响下容易产生误匹配.本文根据模板和全局最优子图的特点及其相互关系给出 2 个判据,对传统的归一化互相关算法进行了改进,提出新的归一化互相关算法 CNCC.实验结果说明,CNCC 算法能加快运算速度,且能有效地提高图像匹配的准确率.3 个阈值 ϵ_1 , ϵ_2 和 ϵ_3 对 CNCC 匹配性能有着至关重要的影响,如何选取合适的阈值是后续工作的重点.

参考文献:

- [1] Wu Q, Whitman G J, Fussell D S, et al. Registration of DCE MR images for computer-aided diagnosis of breast cancer[C]//Fortieth Asilomar Conference on Signal, Systems and Computers. Pacific Grove: IEEE Signal Processing Society, 2006: 826 - 830.
- [2] Pan W H, Wei S D, Lai S H. A hybrid motion estimation approach based on normalized cross correlation for video compression[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Las Vegas: IEEE Signal Processing Society, 2008: 1037 - 1040.
- [3] Paclik P, Novovicova J, Duin R P W. Building Road-Sign classifiers using a trainable similarity measure[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2006, 7(3): 309.
- [4] Lewis J P. Fast template matching[J]. Vision Interface, 1995, 95: 120.
- [5] Tsai D M, Lin C. Fast normalized cross correlation for defect detection[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(15): 2625.
- [6] Hui A J H, Hann C E, Chase J G, et al. Fast normalized cross correlation for motion tracking using basis functions[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2006, 82(2): 144.
- [7] Pan W H, Wei S D, Lai S H. Efficient NCC-based image matching based on novel hierarchical bounds[J]. Computer Vision, 2008, 468.
- [8] Wei S D, Lai S H. Fast Template matching based on normalized cross correlation with adaptive multilevel winner update[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(11): 2227.
- [9] Li W, Salari E. Successive elimination algorithm for motion estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(1): 105.
- [10] Stefano L D, Mattoccia S, Tombari F. ZNCC-based template matching using bounded partial correlation[J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(14 - 15): 2129.