

基于遗传算法的点模式匹配方法

张立华, 徐文立

(清华大学自动化系, 北京 100084)

摘 要: 点模式匹配是计算机视觉和模式识别领域中的一个重要问题. 本文基于矩和不可约矩阵理论给出了仿射变换下的点模式匹配问题的一种新算法, 并以仿射变换的匹配结果为初始代, 从对极几何约束出发构造相似性度量, 利用遗传算法实现了透视变换下的点模式匹配问题. 理论分析和仿真实验表明这些算法是有效的.

关键词: 点模式匹配; 遗传算法; 透视变换; 仿射变换; 对极几何

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2000) 10-0036-05

Point- Pattern Matching Using Genetic Algorithm

ZHANG Li-hua, XU Wen-li

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Point-pattern matching is an important problem in the fields of computer vision and pattern recognition. In this paper, a new algorithm is proposed to solve the problem of matching two point sets with the same cardinality under a perspective transformation. This new algorithm is based on epipolar geometry and genetic algorithm. Firstly an approximating solution is computed using the algorithm for solving point-pattern matching under affine transformation. Then considering this approximating solution as the initial population, a genetic algorithm is used to improve the approximating solution. Theoretical analysis and simulation results show that the new algorithm is effective. This new algorithm is also a new attempt to solve the 3-D point-pattern matching problem under perspective transformation.

Key words: point-pattern matching; genetic algorithm; perspective transformation; affine transformation; epipolar geometry

1 引言

点模式匹配是计算机视觉和模式识别领域中的一个重要课题. 它的主要任务是, 将满足一定几何变换关系的同一场景的两幅图像中的点, 进行匹配成对, 从而识别和定位物体. 它适用于解决基于光学传感器的应用中的许多问题, 如零件识别、运动检测、飞行器导航和姿态测定等.

众所周知, 相机的成像几何也即通常所说的透视变换, 在非齐次坐标系下的表示式是一种非线性变换关系, 因而同一场景在两幅图像中的像点间所满足的几何变换关系必然也是非线性的. 具体地说, 当成像物是一个平面物体时, 两幅图像的像点之间满足的是可以显式表达的射影变换关系; 而当成像场景是非平面物体时, 两幅图像的像点之间则是一种更加复杂的无法显式表达的非线性变换关系.

因此, 虽然文献中有大量文章研究了点模式匹配问题, 但大都局限于研究变换关系较为简单的仿射变换下的点集匹配问题, 这种线性关系的仿射变换可以表达包括刚体变换、相似变换和一般的仿射变换问题. 而研究透视变换下的点模式匹配问题的文献不是很多, 基本思想都是从寻找透视不变量出发. 文献[1, 2]指出对于一般情形下的三维点集在单幅图像下

不存在透视不变量, 但对某些具有特殊构造的三维点集是存在不变量的. Zhu 在文献[3]中构造了需要六个点的一种不变量的新结构, 这六个点位于两个相邻平面上, 每个相邻平面上各有四个共面点. 该不变量实际上是某些三角形的面积乘积的比值. 虽然该不变量能适用于物体识别, 但它只能给出六个点对的总体匹配, 而不能给出具体的点对点对应.

正是由于透视变换下点集匹配问题的复杂性, 研究者大都对此问题作了某种近似和简化, 如 Jacobs^[4]用尺度正交投影代替透视投影, 从而使被匹配点集间满足仿射变换关系. Lamdan 等在文献[5]中同样以仿射变换近似透视变换, 用三个非共线点组成的有序三点形做基, 利用任何仿射变换都不改变其他点相对这个三点形的坐标的原理实现点模式匹配.

这种以简单的线性的仿射变换来代替复杂的非线性的透视变换的研究方法, 是基于当物体的大小和物体与相机中心的距离相比可以忽略不计, 相机成像的透视变换可以用仿射变换来有效近似这种观点. 但这种以仿射变换来近似代替透视变换研究点模式匹配的方法的前提条件和有效性在实际应用中较难把握, 因而必然会带来一定程度的误匹配. 为了改进这种简单的近似所带来的匹配误差, 可以考虑采用其他约

束条件来进一步改进初始匹配结果. 本文将透视变换下两幅图像中的像点所满足的对极几何约束作为相似性度量, 使用了在优化问题中较为有效的遗传算法来对匹配结果做进一步优化改进, 实验证明, 这种方法是有效的. 这是由于遗传算法本身的进化机制保证了它对所求解问题的优化作用. 但同时应注意到, 由于遗传算法的随机性质, 它不能保证在有限的迭代次数之内一定收敛到全局最优解. 为此, 本文给算法增加了一个后处理步骤, 进一步改进了匹配结果.

本文提出的点模式匹配算法, 适用于两个点集点数相同并且完全互相匹配的情形. 当由于噪声、成像等因素造成两个点集点数不同或图像中出现不能匹配点时, 该算法也可被用来实现基于假设-校验的启发式方法中的相同点数字集的匹配. 本文的第二节基于矩和不可约矩阵的理论提出了一种求解仿射变换下点模式匹配问题的新算法. 在第三节和第四节中, 分别介绍了对极几何和遗传算法的基本概念. 第五节具体实现了以仿射变换下点模式匹配算法的匹配结果为初始值, 利用遗传算法对其进行改进的透视变换下的点集匹配方法, 并给出了对遗传算法的匹配结果做进一步改进的后处理方法. 在第五节中给出了仿真实验结果. 第六节总结全文.

2 一种新的仿射变换下的点模式匹配算法

考虑二维平面中的点的集合 $X = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$, 其中 $q_i = [x_i \ y_i]^T, i = 1, 2, \dots, n$. 令 $M = XX^T$

$$M = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} \\ M_{21} & M_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_i^2 & x_i y_i \\ x_i y_i & y_i^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

如果点集 X 满足不是所有点共一条直线, 则易见上述矩阵 M 是对称正定的. 对 M 进行 Cholesky 分解, 有 $M = GG^T$. 这里, G 为一下三角矩阵, 再令

$$L = G^{-1} = \begin{bmatrix} L_{11} & 0 \\ L_{21} & L_{22} \end{bmatrix}$$

其中 $L_{11} = 1/T_{11}, L_{21} = -T_{21}/T_{11}, L_{22} = 1/T_{22}$,

$$T_{11} = (M_{11})^{-\frac{1}{2}}, T_{21} = M_{12}/T_{11}, T_{22} = (M_{22} - T_{21}^2)^{-\frac{1}{2}}$$

定义如下表达式

$$\tilde{X} = LX \quad (2)$$

在文献[8]中式(2)被称为点模式 X 的标准化表达.

设两个点模式 X 和 X 之间满足仿射变换关系, 即

$$X = AX + b \quad (3)$$

由于在仿射变换下, 点集的中心是一个不变量, 故只要将变换前后的两个点模式的中心代入式(3)就可直接求出平移向量 b . 在下面的讨论中假定点模式的坐标原点取在点集的中心上, 这样式(3)可简化为

$$X = AX \quad (4)$$

由式(4), 根据文献[9], 点模式 X 和 X 的标准化表达 \tilde{X} 、 \tilde{X} 之间满足如下关系

$$\tilde{X} = Q\tilde{X}$$

其中 $QQ^T = Q^TQ = I$, 即 \tilde{X} 、 \tilde{X} 之间满足正交变换关系. 由于正交变换保持变换前后点间距离不变, 故可利用文献[7]提出的基于不可约矩阵理论的距离矩阵方法实现点集匹配. 该方

法的基本思想是将待匹配的两个二维点模式、分别转化为一个 n 维空间中的向量(也就是 n 维空间中的点), 把这两个 n 维空间中的向量(点)看作是两维点模式, 这样原来二维点模式的匹配问题就转化为对一维点模式的匹配, 即只要对这两个一维点模式的 n 个元素进行简单的排序匹配就可解决原来的二维点模式的匹配问题, 因而简化了匹配过程. 限于篇幅, 这里只给出最后的算法步骤, 关于距离矩阵方法的详细推导步骤见文献[7].

算法 1

- (1) 计算点模式 X 和 X 的标准化表达 $\tilde{X} = \{\tilde{q}_1, \tilde{q}_2, \dots, \tilde{q}_n\}$ 、 $\tilde{X} = \{\tilde{q}_1, \tilde{q}_2, \dots, \tilde{q}_n\}$;
- (2) 计算 \tilde{X} 、 \tilde{X} 的距离矩阵 $S = (d_{ij})$ 和 $S = (d_{ij})$, 其中, $d_{ij} = \|\tilde{q}_i - \tilde{q}_j\|$, $d_{ij} = \|\tilde{q}_i - \tilde{q}_j\|$;
- (3) 计算不可约距离矩阵 S 和 S 的最大特征值所对应的正特征向量 v 和 v ;
- (4) 对 n 维特征向量 v 和 v 的元素进行排序匹配, 从而求出排列阵 P .

3 对极几何约束

在计算机视觉研究中, 空间物体的透视投影图像间的约束关系可用对极几何来描述.

假设图像 1、2 分别为一个三维场景的两幅图像, 它们分别是由满足旋转和非零平移关系的两个相机或单个运动相机拍摄而成的. 如图 1 所示, 三维空间点 M 在图像 1、2 上分别投影为 m 和 m' , 即 m 和 m' 为对应的匹配点. 两相机的光心 C 和 C' 的连线与图

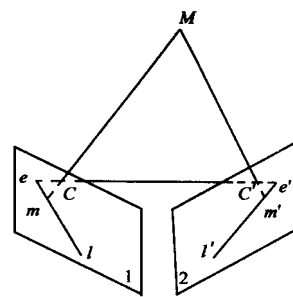


图 1 对极几何

像 1、2 的交点 e 和 e' 分别称两个图像平面的对极心, 射线 em 称为点 m 在图像 1 中的对极线, 同样地, 可定义点 m 在图像 2 中的对极线 $e'm'$. 引入基础矩阵 F , 它是将一幅图像中的点映射成它在另一图像中的对极线的矩阵, 其定义为

$$Fm = e'm = [e'] \times m, \quad (5)$$

$$F^Tm = em = [e] \times m$$

这里, F 为一 3×3 矩阵, e 、 m 、 e' 、 m' 均采用齐次坐标表示, 其中, $m = [x \ y \ 1]^T$, $m' = [x' \ y' \ 1]^T$, 而 $[m] \times$ 表示向量 m 对应的反对称矩阵. 由式(5)不难推出

$$m^T Fm = 0 \quad (6)$$

式(6)称为对极几何约束, 它进一步可改写为一个线性齐次方程:

$$f^T z = 0 \quad (7)$$

这里, $f = [f_{11} \ f_{12} \ f_{13} \ f_{21} \ f_{22} \ f_{23} \ f_{31} \ f_{32} \ f_{33}]^T$ (8)

$$z = [x \ x' \ y \ y' \ x \ y \ x' \ y' \ 1]^T = m \odot m' \quad (9)$$

其中, f_{ij} 为基础矩阵 F 的第 i 行第 j 列个元素, \odot 表示向量的 Kronecker 积.

4 遗传算法

遗传算法是一类模拟达尔文的自然选择和自然遗传的生物进化过程的计算模型,它是由美国密歇根大学的 J. Holland 教授在 1975 年首先提出的,其本质是一种求解问题的高效并行随机化全局搜索方法.

遗传算法从任一初始化的群体出发,通过随机选择、复制、交叉和变异等遗传算子使群体中适应性更强的个体有更高的机会的参与遗传和生成下一代,从而使群体一代代地进化到搜索空间中越来越好的区域,直至抵达最优值.

遗传算法的优越性表现在以下几个方面:首先,遗传算法将进化操作应用于一群对搜索空间编码的基因串中,在每一代中同时搜索解空间的不同区域,因而不致陷入局部极值点,即使在所定义的适应度函数非连续、不规则和有噪声的情况下也能以极大的概率找到全局最优解;其次,由于其固有的并行性,遗传算法适于大规模并行分布处理;此外,遗传算法易于和神经网络、模糊推理等技术结合,从而形成性能更优的问题求解方法.

将遗传算法和点模式匹配联系起来要解决三个问题:构造合适的适应度函数、染色体编码和选择合适的遗传算子.

4.1 染色体编码

本文的算法输入量是同一空间点集的两幅透视投影图像,也即点数相同的两组待匹配点集,设其分别为

$$P = \{ m_i = [x_i \ y_i \ 1] \mid i = 1, \dots, n \} \text{ 和 } P' = \{ m_i = [x_i \ y_i \ 1] \mid i = 1, \dots, n \}$$

定义每个染色体由 n 个单元构成,每个单元中可取从 1 至 n 的任意一个整数,并且同一染色体中的各单元取值各不相同,也即每个染色体是从 1 至 n 的所有整数的一个全排列.例如,考虑如下有 12 个单元的染色体:

3	5	8	7	4	2	1	9	11	12	10	6
---	---	---	---	---	---	---	---	----	----	----	---

这里,从左数起的单元位置表示点集 P 中的点的标号,例如,第六个单元对应着点集 P 中的第六个点.而每个单元中所包含的整数表示与 P 中当前点相匹配的点集 P' 中的点的标号.因此,上述染色体表示, P 中第 1 点与 P' 中第 3 点匹配, P 中第 2 点与 P' 中第 5 点匹配, P 中第 3 点与 P' 中第 8 点匹配,以此类推.由此可见,按此方法定义的染色体代表了点模式匹配问题解空间中的一个候选解.

4.2 定义适应度函数

设所考察的染色体为

i_1	i_2	i_3	...	i_{n-1}	i_n
-------	-------	-------	-----	-----------	-------

定义它的误差函数为

$$error = \min_f \sum_{k=1}^n (f^T z_k)^2 / (f^T f) \quad (10)$$

其中, f 为式(8)定义的由基础矩阵各元素所组成的一个列向量, $z_k = m_{i_k} \odot m_k$. 对式(10)作进一步整理,可得

$$error = \min_{f \neq 0} \sum_{k=1}^n (f^T z_k) (f^T z_k)^T = \min_{f \neq 0} \sum_{k=1}^n (f^T z_k z_k^T f)$$

定义 $M = \sum_{k=1}^n (z_k z_k^T)$, 则上式可进一步改写为

$$error = \min_{f \neq 0} f^T M f \quad (11)$$

根据最小二乘法,当 f 是 M 的最小特征值所对应的单位特征向量时,由式(11)定义的误差函数达到最小值,即 M 的最小特征值.而适应度函数是评估当前染色体的优劣程度的,故应取为误差函数的倒数

$$fitness = 1 / error \quad (12)$$

4.3 定义遗传算子

选择算子

选择算子的目的是为了从当前群体中选出优良的个体,使它们有机会作为父代生成下一代.本文采用的选择策略是典型的适应度比例方法,又称赌轮选择.在赌轮选择中,各个个体被选择的概率和其适应度函数值成正比.

交叉算子

选择算子虽然保留了适应度较高的个体,但并未产生任何新个体.而交叉算子是把两个父代个体的部分结构加以替换重组生成新个体的操作.在本文算法中选用的是部分匹配交叉算子^[6],并且交叉操作按概率 p_c 使用.所谓部分匹配交叉算子是指随机设置两个交叉点,两个父代个体在这两个交叉点之间的染色体子串相互交换,然后对互换区域以外出现的重复单元,依据互换区域内的位置映射关系,逐一进行交换,以产生合法的新染色体.

变异算子

变异操作是以一很小的概率 p_m 进行的,它的引入是为了防止在进化过程中丧失群体的多样性,防止陷入局部极小值.在本文的算法中,变异操作是通过随机地选取染色体中的某两个单元,将其中所包含的标号互换实现的.

逆转算子

同变异操作一样,以小概率 p_i 进行的变异操作,也是为了保持进化过程的多样性.在本算法中,逆转算子是通过随机地选取染色体中的两点,将这两点内的子串反序插入到原位实现的.

5 点模式匹配算法

有了前面的准备和铺垫,本文提出的对三维空间点模式的两个象点集进行匹配的主要步骤列举如下:

算法 2

初始化步骤: 利用算法 1 计算点模式匹配问题的近似解,并以此解作为遗传算法的初始代,计算其适应度函数值,选择群体规模 N 、交叉算子概率 p_c 、变异算子概率 p_m 和逆转算子概率 p_i ;

步骤 1: 对当前代执行选择算子,生成可参与遗传的中间群体;

步骤 2: 按照概率 p_m 对中间群体中的个体执行变异操作,按照概率 p_c 对中间群体中的个体执行交叉操作,按照概率 p_i 对中间群体中的个体执行逆转操作;

步骤 3: 以中间群体替换当前代,并计算各染色体的适应度函数值;

步骤 4: 如果满足算法的停止规则(比如达到了指定的迭代步数或适应度函数值超过一定阈值),则遗传算法结束;否

则回到步骤 1.

可以看到,遗传算法本身的进化机制保证了它对求解问题的逐步优化作用,但由于遗传算法的随机性质,它不能保证在有限的迭代次数之内一定收敛到全局最优解.为此,本文给算法增加了一个后处理步骤,进一步改进了匹配结果.在介绍后处理方法之前,首先定义两点的匹配误差函数.

任意给定点集 P 和 P 中的两点 m_i 和 m_j , 根据式 (7) 所表达的对极约束关系, 定义点 m_i 和 m_j 之间的匹配误差函数:

$$E(m_i, m_j) = (f^T z_{ij})^2 = f^T (z_{ij} z_{ij}^T) f \quad (13)$$

其中, $z_{ij} = m_j \ominus m_i$. 下面给出后处理步骤的具体过程.

后处理步骤:

(1) 根据当前匹配结果计算基础矩阵 F , 并将其按式 (8) 形式写成 f ;

(2) 对点集 P 中的每一个点 m_j , 按式 (13) 计算在 P 中与其匹配误差最小的点 $N(m_j) = \{m_i | \min E(m_i, m_j)\}$, 并以 $(m_j, N(m_j))$ 作为一对匹配点;

(3) 如果得到的 $N(m_j)$ 对于 P 中的所有点两两互不相同, 则以 $(m_j, N(m_j)), j = 1, \dots, n$ 为匹配结果, 根据式 (12)

计算其适应度, 如果大于某个预先给定值, 则整个算法结束; 否则回到后处理步骤的第 1 步;

(4) 如果所得到的 $N(m_j)$ 对于不同的 m_j 有重复值出现, 则使用所有未出现过重复值的 $N(m_j)$ 所对应的匹配点对 $(m_j, N(m_j))$ 重新计算基础矩阵 F 和 f , 回到第 2 步.

6 仿真实验及结果

为了验证本文提出的算法, 本文进行了仿真实验. 仿真实验的方法是对随机产生的点数为 12 的三维空间点模式 X 做透视变换得到二维点集 P , 再对点模式 X 经过旋转和平移变换后所得到的空间点模式 x 做透视变换得到二维点集 P . 限于篇幅, 这里仅举出一例典型实验.

实验用的空间点模式 X 如图 2 所示, 其具体数值见表 1. 设相机模型的焦距为 1, 则易算出 X 经透视投影所得的平面点集 P 的坐标值, 如表 2 所示, 其图形见图 4.

空间点模式 X 经过旋转和平移得到如图 3 所示的点模式 x , 其数值见表 3. 这里, 旋转量由轴 $k = [1 \ 0 \ 0]^T$ 和转角为 60 度所定义, 平移量为 $t = [10 \ 20 \ 50]^T$. 点模式 X 经透视变换投影为如图 5 所示的平面点集 P , 其数值见表 4.

表 1 三维空间点模式 X 的坐标值

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
X	x	198	252	321	165	68	41	263	116	483	254	48	315
	y	156	161	31	145	261	309	499	13	150	231	319	218
	z	1178	1471	1178	1296	1234	1231	1030	1451	1252	1362	1042	1029

表 2 点模式 X 的透视投影——二维点集 P 的坐标值

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
P	x	168	171	272	127	55	33	255	80	386	186	46	306
	y	132	109	27	112	211	251	484	9	120	170	306	212

表 3 三维空间点模式 x 的坐标值

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
x	x	200	253	322	167	70	43	265	118	485	256	50	317
	y	- 938	- 1190	- 1001	- 1046	- 935	- 908	- 639	- 1247	- 1006	- 1060	- 740	- 778
	z	733	884	625	782	852	893	956	746	765	890	806	712

表 4 点模式 x 的透视投影——二维点集 P 的坐标值

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
P	x	273	287	516	213	82	48	277	159	634	287	61	445
	y	- 1281	- 1346	- 1601	- 1338	- 1098	- 1017	- 668	- 1672	- 1315	- 1191	- 918	- 1093

按上述初始条件, 易见对应于完全正确的匹配结果的染色体应为

准确解	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
-----	---	---	---	---	---	---	---	---	---	----	----	----

下面开始验证本文所给算法.

首先对点模式 P 和 P 按仿射变换使用算法 1, 得到如下初始解

初始解	1	2	3	4	5	12	9	7	8	10	11	6
-----	---	---	---	---	---	----	---	---	---	----	----	---

将其与准确解比较, 易知 P 中第 6、7、8、9、12 点共有 5 个点发生匹配错误. 经过试验, 选取群体规模 $N = 100$, 交叉概率 $p_c = 0.94$, 变异概率 $p_b = 0.10$, 逆转概率 $p_r = 0.20$, 在上述初始解

基础上, 使用遗传算法, 经 6 步迭代, 即得到如下优化解

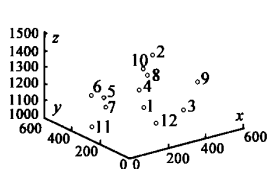
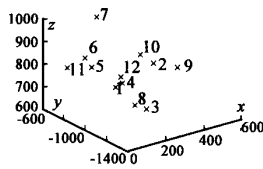
优化解	1	2	3	4	5	12	7	8	9	10	11	6
-----	---	---	---	---	---	----	---	---	---	----	----	---

将其与准确解做比较, 易见仅有第 6、12 两点匹配错误. 由此可见, 遗传算法对改进按仿射变换计算所求得的点模式的近似匹配结果是有效的.

最后, 再利用后处理步骤对此解做进一步改进, 得到如下最终解

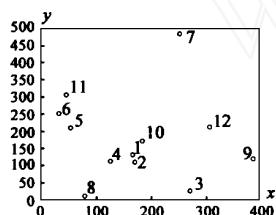
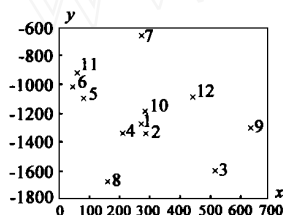
最终解	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
-----	---	---	---	---	---	---	---	---	---	----	----	----

对比准确解, 不难发现, 经过后处理步骤后, 得到了完全正确的匹配结果.

图2 三维空间点模式 X 图3 三维空间点模式 X

7 总结与讨论

为了回避透视变换下点集匹配问题的复杂性,许多文献对此作了近似和简化,使被匹配点集间满足仿射变换关系,这就不可避免地出现发生误匹配的可能性.本文以仿射变换的匹配结果为初始代,从两幅透视投影图像之间所满足的对极几何约束出发构造适应度函数,用遗传算法改进了按仿射变换计算求得的近似解;对由遗传算法得到的解经后处理步骤的处理,还进一步提高了解的准确性.实验证明此新算法是有效的.

图4 点模式 X 的透视投影点集 P 图5 点模式 X 的透视投影点集 P

参考文献:

- [1] J. B. Burns, R. S. Weiss and E. M. Riseman. View variation of point-set and line-segment feature [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, PAMI-15(1): 51 - 68.
- [2] D. T. Chemens and D. W. Jacobs. Space and time bounds on indexing 3-D models from 2-D images [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, PAMI-13(10): 1007 - 1017.
- [3] Y. Zhu, L. D. Seneviratne and S. W. E. Earles. A new structure of invariant for 3D point sets from a single view [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation [C], 1995, 1726 - 1731.
- [4] D. W. Jacobs. Optimal matching of planar models in 3D scenes [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], 1991, 269 - 274.
- [5] Y. Lamdan, J. T. Schwartz and H. J. Wolfson. Object recognition by affine invariant matching [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], 1988, 335 - 344.
- [6] D. E. Goldberg, R. Lingle. Alleles, loci, and the traveling salesman problem [A]. In: Proceedings of an International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications [C], 1985, 154 - 159.
- [7] 张立华, 徐文立. 点模式匹配 [J]. 计算机学报, 1999, 22(7): 740 - 745.
- [8] G. Taubin, D. B. Cooper. Object Recognition Based on Moment (or Algebraic) Invariants [M]. In: Geometric Invariance in Computer Vision. The MIT Press, 1992: 375 - 397.

作者简介:



张立华 1971 年出生, 1994 年毕业于清华大学自动化系, 现在本系直读博士研究生. 研究方向包括自动控制、计算机视觉等.

徐文立 1947 年出生, 1970 年毕业于清华大学电机工程系, 1980 年在清华大学自动化系获硕士学位, 1990 年在美国科罗拉多大学电力与计算机工程系获博士学位. 现为清华大学教授、博士生导师. 当前的研究领域主要涉及自动控制、机器人视觉等.