# 用二维点对应数据分割和估计多刚体运动[1)]

梁学斌 吴立德 俞 俊
(复旦大学计算机科学系 上海 200433)

**摘 要** 已知含有多个三维刚体的场景,在运动前后的二维点对应数据集合,其中可以包含高斯噪声和出格点数据,发展了初始部分匹配的生成-生长技术并运用刚性约束.将上述二维点对应数据集合,分割成多个分别对应于不同刚体运动的二维点对应数据子集,并能分离出所有出格点数据.再利用单刚体运动估计算法就可估计出各个刚体运动参数.实验结果表明了算法的有效性.

**关键词** 多刚体运动分割,二维点对应,动态场景分析

## 1 引言

用 2-D 点对应数据估计含有单刚体或多刚体场景的 3-D 运动参数和结构,是计算机视觉中的一个重要问题[1-3].已有大量文献讨论了单刚体场景的情形,并发展了非线性算法[4-6]、线性算法[7-11]和鲁棒算法[12-14].这些算法在出格点数目达到或超过 2-D 点对应数据个数的 50%时都要失效,因此一般都不能处理多刚体场景情形,有关多刚体场景情形的研究很少.文献[15]在已知不同刚体运动个数的情形下,采用模型拟合(model fitting)和极大似然估计技术来进行分割和估计.该方法本质上是一个定义在高维参数空间上的非线性目标函数的优化迭代过程,计算量大,且算法的收敛性以及是否收敛到局部极值点,都依赖于初始参数值的选取.另外,该方法用了若干关于噪声统计分布的先验假设和启发性规则(heuristics),而没有充分利用问题本身的刚性运动假设.本文则提出了一种新的无需迭代的分割和估计方法.首先用单刚体运动估计算法来生成初始部分匹配,再运用刚性约束来生长初始部分匹配而获得最大部分匹配.从而可分割多刚体运动.利用单刚体运动估计算法就可估计出各个刚体运动参数.该方法不要求已知不同刚体运动的个数,且 2-D 点对应数据可包含出格点(outlier)数据.计算机模拟实验结果说明了所提方法是有效的.

## 2 多刚体运动的分割和估计

设场景中含有多个经过独立 3-D 运动的刚体.令$\{(x_i, y_i), (x'_i, y'_i)\}$, $(i=1, 2, \cdots, N)$是给定的 2-D 点对应数据.如果对于某$i \in \{1, 2, \cdots, N\}$, $\{(x_i, y_i), (x'_i, y'_i)\}$不是来

1) 国家攀登计划和国家八六三计划基金资助项目.
收稿日期 1995-01-24

自于某一 3-D 刚体上的同一点，则称该 2-D 点对应为出格点数据. 多刚体运动的分割和估计就是由 2-D 点对应数据$\{(x_i,y_i),(x'_i,y'_i)\}$，$(i=1,\ 2,\ \cdots,\ N)$求出场景中经过不同 3-D 运动的刚体的个数，估计每个刚体的 3-D 运动参数和相对深度，并排除 2-D 点对应中的所有出格点数据.

设$\{(x_i,y_i),(x'_i,y'_i)\}$对应的 3 维点坐标是$\{(X_i,Y_i,Z_i),(X'_i,Y'_i,Z'_i)\}$. 并记集合 $P=\{p_i=(X_i,Y_i,Z_i)^t|i=1,2,\cdots,N\}$，$Q=\{q_i=(X'_i,Y'_i,Z'_i)^t|i=1,2,\cdots,N\}$. 用$(r,t)$表示一个刚体运动，即 $r$ 是一个 $3\times3$ 旋转正交阵，$t$ 是一个三维平移向量. 文后的讨论均假定摄像机的焦距为 1. 若 2-D 点对应数据$\{(x_i,y_i),(x'_i,y'_i)\}$，$(i=1,\ 2,\ \cdots,\ N)$来自同一刚体，且不含出格点数据，则由单刚体运动估计算法可算出 3-D 运动参数$(r,t/\|t\|)$（设 $t\neq0$）. 令 $t_s=t/\|t\|$，为一个三维单位向量. 由 3-D 运动参数并根据运动方程就可计算出所有 2-D 点对应的相对 3-D 坐标 $p_i^r=(X_i/\|t\|,\ Y_i/\|t\|,\ Z_i/\|t\|)^t$，$q_i^r=(X'_i/\|t\|,\ Y'_i/\|t\|,\ Z'_i/\|t\|)^t$，$i=1,2,\cdots,N$，其中 $Z_i>0$，$Z'_i>0$，$i=1,2,\cdots,N$. 记集合 $U=\{u_i=(x_i,\ y_i)|i=1,2,\cdots,N\}$，$V=\{v_i=(x'_i,\ y'_i)|i=1,2,\cdots,N\}$.

**定义 1.** 集合 $U$ 和 $V$ 之间的一个部分匹配(partial matching)是指一个一一对应 $h$：$U'\leftrightarrow V'$，其中 $U'\subseteq U$，$V'\subseteq V$，且存在刚体运动$(r,t_s)$，其中 $t_s$ 是一个三维单位向量（下同），使得对于 $u_i\in U'$，有 $h(u_i)=v_i\in V'$，且存在三维坐标对$(p_i^r,\ q_i^r)$满足刚性约束等式 $\|q_i^r-(rp_i^r+t_s)\|=0$. 也称$\{(u_i,v_i)|u_i\in U',\ v_i\in V'\}$是一个部分匹配. 特别地，当$\{(u_i,\ v_i)|u_i\in U,\ v_i\in V\}$是一个部分匹配时，就只有一个刚体运动.

实际中用不等式 $\|q_i^r-(rp_i^r+t_s)\|\leqslant\varepsilon$ 代替刚性约束等式，其中 $\varepsilon<0$ 表示误差，它依赖于 2-D 点对应数据的精确程度和单刚体运动估计算法的稳定性.

**定义 2.** 集合 $U$ 和 $V$ 之间的一个部分匹配称为是一个最大部分匹配，是指不存在比它更大的部分匹配.

算法的主要思路是：首先生成一个初始部分匹配，再对其余 2-D 点对应利用刚性约束逐个加以检测而扩展初始部分匹配，直至得到一个最大部分匹配为止；然后将上述最大部分匹配所含的 2-D 点对应集合从集合$\{(u_i,\ v_i)|u_i\in U,\ v_i\in V\}$中去掉，并对剩余的 2-D 点对应集合作相同的生成初始匹配，并扩展至最大部分匹配为止的过程. 依此下去，最终剩余的 2-D 点对应就被当作出格点数据；得到的所有最大部分匹配的个数就是经过不同 3-D 运动的刚体的个数，然后对每个最大部分匹配由单刚体运动估计算法计算出每个刚体运动的 3-D 运动和相对深度.

### 2.1　初始部分匹配的生成过程

首先从集合 $\Omega=\{(u_i,\ v_i)|i=1,2,\cdots,N\}$中随机选取 $K(\leqslant N)$个 2-D 点对应，利用线性或非线性算法由此 $K$ 个 2-D 点对应计算出 3-D 运动参数$(r,t_s)$，$K$ 相应地取为不小于算法要求的最小 2-D 点对应数目. 本文采用文献[10]的线性算法，可取 $K\geqslant8$，若采用非线性算法[6]，可取 $K\geqslant5$.

假设有 $M$ 个不同的刚体运动，每个刚体分别含有 $N_1,\cdots,N_M$ 个 2-D 点对应，其中，$N_i\geqslant8$，$i=1,2,\cdots,M$，则有 $N-(N_1+\cdots+N_M)=0$ 个出格点数据. 设 $\rho_i=1-N_i/N$，则随机选取 $m$ 次后发生事件“所有 $K$ 个 2-D 点对应数据都属于某个刚体”的概率为 $\rho\geqslant\max\limits_{1\leqslant i\leqslant M}\{1-[1-(1-\rho_i)^K]^m\}$，则当 $m\to+\infty$时，有 $\rho\to1$. 即是说，当 $m$ 充分大后，事件“所有 $K$

个 2-D 点对应数据都属于某个刚体"必会发生. 易知,若 $K$ 越小,则对于同样的 $m,\rho$ 越大,但是,要 $K$ 小,就要用迭代求解的非线性算法,它一般比线性算法需要更多的计算时间,且不具有线性算法解的存在唯一性,故本文采用线性算法.

从集合 $\Omega=\{(u_i, v_i)\,|\,i=1,2,\cdots,N\}$ 中随机选取 $K$ 个 2-D 点对应,设为 $\{(u_i, v_i)\,|\,i=1,2,\cdots,K\}$,由定义 1 来判断 $K$ 个 2-D 点对应是否为一个部分匹配,即它们是否来自于同一刚体运动. 若在 $m$ 次之前已找到一个部分匹配,则进行下述"生长"过程;若在 $m$ 次仍未找到一个部分匹配,则所有 2-D 点对应均为出格数据.

## 2.2 初始部分匹配的生长过程

设由部分匹配 $\{(u_i, v_i)\,|\,i=1,2,\cdots,K\}$ 求得的运动参数是 $(r,t_s)$,则对其余 2-D 点对应逐个作下列生长过程. 设 2-D 点对应为 $\{(x,y),(x',y')\}$,用最小二乘法求解下列关于 $Z,Z'$ 的方程:$Z'(x',y',1)^t=Zr(x,y,1)^t+t_s$, 其中 $Z$ 和 $Z'$ 是 2-D 点对应的 3-D 相对深度.

记 $a=[(x',y',1)^t-r(x,y,1)^t]_{3\times 2}$, 设 $a$ 的秩为 $\mathrm{rank}(a)=2$,则上述方程有唯一的最小二乘解 $(Z',Z)^t=(a^t a)^{-1}a^t t_s$, 令 $\mathrm{minval}=\|Z'(x',y',1)^t-Zr(x,y,1)^t-t_s\|$. 若 2-D 点对应 $\{(x, y), (x', y')\}$ 满足下列约束: $a)$ $Z>0$, $b)$ $Z'>0$, $c)$ $\mathrm{minval}\leqslant\varepsilon$, 则 $\{(x, y), (x', y')\}$ 和 $(u_i, v_i)$, $i=1,2,\cdots,K$ 组成的 2-D 点对应集合也是一个部分匹配. 这时,就将 $\{(x, y), (x', y')\}$ 添加到初始部分匹配 $\{(u_i, v_i)\,|\,i=1,2,\cdots,K\}$ 中. 对于其余 2-D 点对应逐个作上述"生长"过程后,就得到由部分匹配 $\{(u_i, v_i)\,|\,i=1,2,\cdots,K\}$ 生成的最大部分匹配. 将该最大部分匹配所含的 2-D 点对应从 $\Omega$ 中去掉,对 $\Omega$ 的其余 2-D 点对应仍作上述部分匹配"生成—生长"过程,直到不能再继续下去为止. 最后剩下的 2-D 点对应就看作是出格点数据.

**定理 1.** 设"生成-生长"过程得到的最大部分匹配是 $\{(u_i, v_i)\,|\,i=1,2,\cdots,K_{\max}\}$,则存在相应的 3-D 点坐标对 $\{(p_i, q_i)\,|\,i=1,2,\cdots,K_{\max}\}$,使得

1) $x_i=X_i/Z_i$, $y_i=Y_i/Z_i$, $x'_i=X'_i/Z'_i$, $y'_i=Y'_i/Z'_i$;

2) $\|p_i-p_j\|=\|q_i-q_j\|$, $i,j=1,2,\cdots,K_{\max}$;

3) 对于任意 4 个点,设为 $p_1,p_2,p_3,p_4$,若它们不共面,则有

$$\mathrm{sgn}(p_2-p_1, (p_3-p_1)\times(p_4-p_1))=\mathrm{sgn}(q_2-q_1, (q_3-q_1)\times(q_4-q_1)),$$

其中$(\cdot,\cdot)$表示内积,$\times$表示外积,$\mathrm{sgn}(\cdot)$是符号函数.

证明. 因 $\{(u_i, v_i)\,|\,i=1,2,\cdots,K_{\max}\}$ 是最大部分匹配,则在没有噪声即 $\mathrm{minval}=0$ 的情形下,存在 $Z_i>0$ 和 $Z'_i>0$, 使得 $Z'_i(x'_i,y'_i,1)^t=Z_i r(x,y,1)^t+t_s$. 令 $X_i=x_i Z_i$, $Y_i=y_i Z_i$, $X'_i=x'_i Z'_i$, $Y'_i=y'_i Z'_i$, $p_i=(X_i, Y_i, Z_i)^t$, $q_i=(X'_i, Y'_i, Z'_i)^t$, 则由上式得 $q_i=rp_i+t_s$, 从而 2)成立,由 $r$ 为旋转阵和上式可知 3)也成立. 证毕.

**定理 2.** 设 $\{(u_i, v_i)\,|\,i=1,2,\cdots,K\}$ 是一个初始部分匹配, $\{(p_i, q_i)\,|\,i=1,2,\cdots,K\}$ 是相应的满足定理 1 中 1)—3)的 3-D 坐标对,设 3-D 点 $p_i(i=1, 2, \cdots, K)$不共面. 若$(p, q)\in R^3$ 满足 $\|p-p_i\|=\|q-q_i\|$, $i=1,2,\cdots,K$, 则$(p,q)$对应的 $\{(x,y), (x', y')\}$ 一定属于由上述初始部分匹配生长得到的最大部分匹配, 设为. $\{(u_i, v_i)\,|\,i=1,2,\cdots,K_{\max}\}$. 其中, $p=(X,Y,Z)^t$, $q=(X',Y',Z')^t$, $Z>0,Z'>0,x=X/Z,y=Y/Z,x'=X'/Z',y'=Y'/Z'$.

证明. 即要证 $\{(x, y), (x', y')\}$ 满足部分匹配"生长"过程中的约束 $a)$,$b)$和 $c)$. 因

$\{(u_i, v_i) | i=1,2,\cdots,K\}$是一个部分匹配，由定义 1，存在 3-D 运动$(r,t_s)$和 3-D 坐标对$\{(p_i, q_i) | i=1,2,\cdots,K\}$使得$q_i=rp_i+t_s, i=1, 2, \cdots, K$. 因$p_i$不共面，故$(r,t_s)$由$p_i(i=1,2, \cdots, K)$唯一确定[16]. 再由于$\{p_1,p_2, \cdots, p_K, p\}$不共面，并且它与$\{q_1, q_2,\cdots, q_K, q\}$之间满足刚性(距离)约束，故存在唯一的 3-D 运动$(r',t')$，使得$q_i=r'p_i+t'$, $i=1,2, \cdots,K$和$q=r'p+t'$，则由(8)式中$(r, t_s)$的唯一性得，$r'=r, t'=t_S$. 从而有$q=rp+t_S$. 即得$Z'(x', y', 1)^t=Zr(x', y', 1)^t+t_s$. 因此，2-D 点对应$\{(x, y), (x', y')\}$一定满足"生长"过程中的约束 a),b),c). 证毕.

## 3 实验结果和讨论

设有两个刚体运动，其运动参数是随机生成的. 运动旋转阵用 Euler 角$(\theta,\varphi,\psi)$表示. $\theta,\varphi,\psi$在(-45,45)中随机生成，单位是 degree. 运动平移分量均在(-20,20)中随机生成. 随机生成的运动参数分别是(15.989 715,10.350 810,41.882 534)，$t_1=(13.043\ 916, 17.284\ 158, 15.387\ 738)^t$，(−35.812 403,10.161 290,2.341 533)，$t_2=(-12.405\ 744, -3.830\ 073, 11.913\ 816)^t$. 实验所用的 2-D 点对应数据集合是由计算机按下述方式随机产生的. 对于每一刚体运动，随机生成运动前的 3-D 数据集合$\{(X_i, Y_i, Z_i)^t | X_i\in(-20,20), Y_i, Z_i\in(10,20), i=1,2,\cdots,N_1\}$, $\{(X_i, Y_i, Z_i)^t | X_i\in(-10,10), Y_i, Z_i\in(0, 10), i=1,2,\cdots,N_2\}$. 运动后的两个 3-D 数据集合$\{(X'_i,Y'_i,Z'_i)^t | i=1,2,\cdots,N_j\}(j=1, 2)$由运动方程$(X'_i,Y'_i,Z'_i)^t=r_j(X_i, Y_i, Z_i)^t+t_j(j=1,2)$分别算得. 对上述 3-D 数据进行 2-D 投影，并加噪声$x_i=f_0 X_i/Z_i+\text{Noise}$, $y_i=f_0 Y_i/Z_i+\text{Noise}$, $x'_i=f_0 X'_i/Z'_i+\text{Noise}$, $y'_i=f_0 Y'_i/Z'_i+\text{Noise}$，其中，焦距$f_0=1$，噪声 Noise 为均值是 0 的高斯噪声，信噪比定义为$\text{SNR}=20\log(S_x/\sigma_x)=20\log(S_y/\sigma_y)$，其中，$S_x=\left[\left(\sum_{i=1}^{n}x_i^2\right)/N\right]^{1/2}$, $S_y=\left[\left(\sum_{i=1}^{n}y_i^2\right)/N\right]^{1/2}$. 这样，对于每一刚体运动，就得到运动前后的 2-D 点对应数据集合$\{(x_i, y_i)^t | i=1,2,\cdots,N_j\}$, $\{(x'_i, y'_i)^t | i=1,2,\cdots,N_j\}$ $(j=1,2)$. 出格点数据是随机生成的 2-D 坐标集合$\{(x_i, y_i)^t | x_i\in(-4.0, 4.0), y_i\in(-4.0, 4.0), i=1,2,\cdots,O\}$和$\{(x'_i, y'_i)^t | x'_i\in(-4.0, 4.0), y'_i\in(-4.0, 4.0), i=1,2,\cdots,O\}$，且对于上述两刚体运动，它们都不同时满足"生长"过程中的约束 a),b),c). 实验中取$K=8, N_1=N_2=15$.

第一组实验：没有出格点数据的情形，分别对应于运动参数$(r_1, t_1)$和$(r_2, t_2)$的先生成 2-D 点对应具体数据，其中标号为 1−15 的数据对应于$(r_1, t_1)$，标号为 16−30 的数据对应于$(r_2, t_2)$. 若不加噪声，并取$m=2000, \varepsilon=0.000\ 001$，则多刚体运动的分割结果正确，即将标号为 1−15 的数据归为第一个刚体，其余归为第二个. 对 2-D 点对应数据(标号为 1−30)加 SNR=40 的高斯噪声，实验所取参数为$m=2000, \varepsilon=0.15$，分割结果同样正确.

第二组实验：有出格点数据的情形，取$O=5$，标号为为 31−35 的数据为出格点数据. 不加噪声时，实验所取参数为$m=3000, \varepsilon=0.000\ 001$，分割结果正确，即将标号为 1−15 的数据归为第一个刚体，标号为 16−30 的数据归为第二个刚体，其余则归结为出格点数据. 对表 1 数据加 SNR=40 的高斯噪声，实验所取参数为$m=3000, \varepsilon=0.15$，分割结果

同样正确.

实验参数 $\epsilon$ 的选取会对分割结果有一定的影响. 若 $\epsilon$ 取得较小,则有些非出格点 2-D 点对应可能会被当作出格点数据而排除掉. 例如取 $\epsilon=0.10$,出现了如下分割结果:标号为 1－6,8－15 的数据归为第一个刚体,标号为 16－30 的数据归为第二个刚体,标号为 7,31－35 的则归为出格点数据. 这种情形对估计结果的稳定性影响在 2-D 点对应数目较大情形下一般不大. 若 $\epsilon$ 取得较大,则先得到的最大部分匹配可能会包含属于其它刚体的 2-D 点对应甚至出格点数据. 例如取 $\epsilon=0.40$,出现了如下分割结果:标号为 1－15 的数据归为第一个刚体,标号为 16－30,32 的数据被归为第二个刚体,标号为 31,33－35 的则归为出格点数据. 这种情形则会较大影响到估计结果的稳定性.

以上 6 种情形下两个物体的运动参数估计值分别如表 1 和表 2 所示.

表 1 第一个运动(标号为 1－15)参数的真实值和估计值

| 参数名 | 真实值 | 情形 1 | 情形 2 | 情形 3 | 情形 4 | 情形 5 | 情形 6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| $\theta$ | 15.99 | 15.99 | 25.36 | 15.99 | 20.98 | 25.99 | 12.36 |
| $\varphi$ | 10.35 | 10.35 | 11.67 | 10.35 | 16.15 | 18.16 | 15.34 |
| $\psi$ | 41.88 | 41.88 | 45.88 | 41.88 | 36.13 | 37.54 | 51.15 |
| $t_1$ | 0.49 | 0.49 | 0.52 | 0.49 | 0.55 | 0.56 | 0.54 |
| $t_2$ | 0.65 | 0.65 | 0.56 | 0.65 | 0.60 | 0.54 | 0.63 |
| $t_3$ | 0.58 | 0.58 | 0.64 | 0.58 | 0.58 | 0.63 | 0.56 |

表 2 第二个运动(标号为 16－30)参数的真实值和估计值

| 参数名 | 真实值 | 情形 1 | 情形 2 | 情形 3 | 情形 4 | 情形 5 | 情形 6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| $\theta$ | －35.81 | －35.81 | －41.71 | －35.81 | －36.43 | －30.70 | －74.13 |
| $\varphi$ | 10.16 | 10.16 | 11.09 | 10.16 | 7.00 | 15.32 | 5.11 |
| $\psi$ | 2.34 | 2.34 | 3.49 | 2.34 | 1.19 | 2.77 | 19.15 |
| $t_1$ | －0.70 | －0.70 | －0.65 | －0.70 | －0.74 | －0.66 | －0.64 |
| $t_2$ | －0.22 | －0.22 | －0.18 | －0.22 | －0.17 | －0.31 | 0.44 |
| $t_3$ | 0.68 | 0.68 | 0.71 | 0.68 | 0.65 | 0.69 | 0.63 |

实验表明,随机生成初始部分匹配的时间有可能较长,甚至生成不正确的初始部分匹配,特别是在多个刚体运动前后有部分遮挡的情形. 因此,进一步工作之一是要发展生成初始部分匹配的快速鲁棒算法,以提高分割和估计结果的实时可靠性.

## 参 考 文 献


1 Ullman S. The Interpretation of Visual Motion, Cambridge, MA: MIT Press,1979

2 Huang T S *et al.* Image Sequence Analysis, Berlin: Springer-Verlag,1981

3 Huang T S *et al.* Image Sequence Processing and Dynamic Scene Analysis, Berlin: Springer-Verlag,1983

4 Roach J W, Aggarwal J K. Determining the Movement of Object from A Sequence of Images. *IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach Intell.*, 1980, **2**(6):554－562

5 Mitiche A, Aggarwal J K. Handbook of pattern recognition and image processing, (Young T. Y., Fu K. S. Eds.) New York: Academic Press,1986

6 Hu X, Ahuja N. Sufficient conditions for double or unique solution of motion and structure, *CVGIP:Image Understanding*, 1993, **58**(2):161－176

7 Longuet-Higgens C. A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections. *Nature*, 1981, **293**: 133－135

8 Tsai R Y, Huang T S. Uniqueness and estimation of three-dimensional motion parameters of rigid objects with curved surfaces. *IEEE Trnas. Pattern Anal & Mach Intell.*, 1984, **6**(1):13－26

9 Zhuang X, Huang T S, Haralick R M. Two-view motion analysis: a unified algorithm. *J. Opt. Soc. Amer. A*, 1986, **3**(9):1492－1500

10 Zhuang, Xinhua. A simplification to linear two-view motion algorithms. *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, 1989, **46**:175－178

11 Weng J, Huang T S, Ahuja N. Motion and structure from two perspective views: algorithms, error analysis, and error estimation. *IEEE Trnas. Pattern Anal. & Mach Intell.*, 1989, **11**(5):451－476

12 Haralick R M, Joo H, Lee C *et al.* Pose Estimation from Corresponding Point Data. *IEEE Trans. Syst. Man & Cybern.*, 1989, **19**(6):1426－1446

13 朱嘉琳，吴立德. 由2D点匹配恢复刚体运动参数的鲁棒估计. 计算机学报，1994，**17**(5):388－391

14 孙学宁，阎平凡，常　迥. 一种三维运动参数的鲁棒估计方法. 计算机学报，1990，**13**(7):481－488

15 Zhuang X, Wang T, Zhang P. A Highly robust estimator through partially likelihood function modeling and its application in computer vision. *IEEE Trans. Pattern Anal & Mach Intell.*, 1992, **14**(1):19－35

16 Chen H H, Huang T S. maximal Matching of 3D points for multiple-object motion estimation. *Pattern Recognition*, 1988, **21**(2):75－90

# SEGMENTING AND ESTIMATING MULTIPLE 3-D RIGID MOTIONS FROM 2-D POINT CORRESPONDENCES

LIANG Xuebin　WU Lide　YU Jun

(*Department of Computer Science, Fudan University, Shanghai* 200433)

**Abstract** Given the 2-D point correspondence set, which may be corrupted by both Gaussian noise and outliers, of a scene containing multiple rigid objects, and based on the rigidity constraint, the proposed algorithm, consisting of the initial partial match generation and growth, can segment the above set into several subsets corresponding to different 3-D rigid motions and outliers. The motion parameters of each rigid motion can then be obtained by the motion estimation algorithm for single 3-D rigid object. Computer simulation results demonstrate the effectiveness and efficiency of the algorithm.

**Key words** Multi-motion segmentation, 2-D point correspondences, dynamic scene analysis

**梁学斌** 1997年1月获复旦大学计算机软件专业博士学位. 现从事计算机智能领域的研究工作，并在国内外发表论文30余篇.

**吴立德** 复旦大学计算机科学系教授，博士生导师. 从事计算机视觉和计算机语言学方面的研究，已发表论文100余篇，著作多部.

**俞　俊** 复旦大学计算机科学系研究生，主要学习计算机视觉和图象编码.