

从双视图复原三维形状的新算法

杨忠根^{1),2)} 许开宇¹⁾

¹⁾(上海海运学院电子工程系, 上海 200135)

²⁾(中国科学院模式识别国家重点实验室, 北京 100080)

摘要 为了鲁棒精确地从目标的双视图复原其三维视觉信息, 基于随机采样最小冗余子集新概念, 并利用数据正则化技术, 开发了一个根据目标的双视图特征点对集合, 鲁棒精确地复原其三维视觉信息的新算法。由于该算法有如下优点: ① 随机采样大幅度减少了子集的采样次数, 并能确保好子集被采样到; ② 被采样到的最小冗余子集中的冗余信息能有效地用于检验该子集的正当性和优劣程度; ③ 数据正则化技术又可有效地克服由数据病态带来的计算不稳定性。因此, 在强噪声、高出格点率的恶劣条件下, 该算法仍能高精度地复原目标的三维视觉信息。实验结果例证了此结论。

关键词 计算机视觉 形状信息的运动复原 双视图三维信息复原 鲁棒估计 最小冗余子集 正则化变换

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2002)03-0240-06

A New Algorithm to Recover 3D Shape from Two Perspective Views

YANG Zhong-gen^{1),2)}, XU Kai-yu¹⁾

¹⁾(Dept. Of Electronic Eng., Shanghai Maritime University, Shanghai 200135)

²⁾(National Laboratory of Pattern Recognition, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

Abstract In order to robustly and accurately restore the 3D-vision information of an object from its two-perspective-views, by means of the new idea of randomly sampling the minimal redundant subset, by utilizing the data regularization technique, we develop a new algorithm, which can robustly and accurately recovers the 3D-vision information of an object from its two-perspective-view data—the set of their feature point pairs. Random sampling can significantly reduce the sampling number of subset and make the good subset surely sampled. The redundant information contained in the minimal redundant subset can be efficiently used to check the validity and goodness of the sampled subset. The data regularization technique can greatly alleviate the numerical unstability generated from the ill-posed property of the data. So, the algorithm is able to work well with high accuracy under very hard condition of heavy noise and high outlier rate. The experiments have demonstrated that the processed results are satisfactory.

Keywords Computer vision, Shape from motion, 3D vision information recovery from two perspective views, Robust estimation, Minimal redundant subset, Regularization transformation

0 引言

在计算机视觉中, 从运动复原形状^[1,2](SFM)能充分利用图象序列中的大量冗余信息来检测、定位和跟踪视场中的运动目标, 它是目前复原运动目标三维视觉信息的最有效技术, 近年来受到学术界

普遍重视和广泛研究。目前, 已提出多种复原运动目标三维视觉信息的方法^[1,2], 其中, 最简单、最常用的是两帧法, 其原理是: 根据双视图特征点对集合来复原目标三维视觉信息, 同时, 它也是多帧法^[3]的基础。现有的大多数 SFM 技术都仅适用于弱噪声、低出格点率场合, 当噪声变强、出格点率变高时, 这些技术都不能正常工作或者复原精度急剧变差。由于研究适用于强噪声、高出格点率场合的鲁棒精确

SFM 复原技术,不仅能有效地扩展 SFM 复原技术的适用范围,而且能大大缓解视觉系统对图象匹配的苛刻要求,因而具有相当大的理论意义和实用价值。

鲁棒估计是近年来出现,并得到迅速应用的新技术^[4],它不仅进一步完善了最优估计理论,而且大大加强了最优估计技术的实用性,鲁棒估计及其应用也是计算机视觉近年来相当热门的研究课题,其最典型的技术有 M-估计滤波^[4]、最小平方中值滤波^[2]和随机 Hough 变换(RHT)^[5]。其中,RHT 适用的场合与最小平方中值滤波仅适用于出格点率低于 0.5 的场合不同,理论上,它可适用于任意高出格点率场合,它虽很适用于收敛映射为线性运算的情况,其典型的例子是直线和二次曲线提取^[6],但当收敛映射为非线性运算时,RHT 就存在计算复杂、迭代解不收敛和不唯一等问题。在 RHT 中,由于无论随机采样到的最小子集是否包含出格点,方程组都无误差地成立,因此,无法仅依据最小子集信息来检验子集的合法性和最优性,它只有等 Hough 变换完成参数聚类之后,才能判别候选解的真伪和优劣;而且,RHT 必须量化待估参数,故难以应用于高维参数。所有这些固有缺陷都严重限制了 RHT 的应用范围,三维位姿复原问题就是一例。为克服 RHT 存在的缺陷,本文提出最小冗余子集新概念。

所谓最小冗余子集,是指在线性收敛映射约束下,使解唯一,且维数最小的冗余子集。当最小子集的收敛映射为非线性运算时,通过适当加大采样子集的维数(即,使最小子集变为最小冗余子集),就可使收敛映射变为线性运算,并且使解唯一。随机采样虽然保证了最优无出格点合法子集的存在,但关键是如何确保这样的子集被有效地挑选出来。这可利用由最小冗余子集增加出的冗余信息来有效地检验采样子集的合法性和最优性,即通过判断随机采样到的冗余子集是否含有出格点,和判断仅包含内点的合法子集受噪声污染程度如何(虽然所有合法子集均是从同一统计特性的特征点集采样得到的,但它们各自受噪声污染的程度各不相同)来解决。这样,不仅有效地解决了最优合法子集的挑选问题,也无须进行参数聚类运算,从而完全去除了 RHT 的上述缺点。这儿要强调的是,与最小平方中值滤波需依据所有点才能判断解的真伪和优劣不同,该法只需依据个数远比整个数据集少得多的最小冗余子集就可判断解的真伪和优劣。这不仅提供了是否使用该子集来进行收敛映射计算的依据,也提供了

最优停止随机采样的依据。与最小子集采用非线性运算相比,由于最小冗余子集采用线性运算,其计算复杂性极低,且无须进行剔除伪解运算,因此,其总计算效率会比 RHT 有较显著的改善。笔者基于最小冗余子集原理,已成功地开发出了从单视图特征点集鲁棒精确复原目标三维位姿和形状的算法^[7],本文的研究是为了进一步验证此原理的普适性,也是为了开发从双视图特征点集鲁棒精确复原目标三维运动和形状的算法。

1 算 法

1.1 双视图问题和外极线约束

本文面对的双视图问题就是根据双视图中已匹配(但有一定比例误匹配)的特征点对集合 $\{(r_i, r'_i) | i=1, 2, \dots, N\}$ 来复原目标三维形状和运动,即求解目标三维点坐标集合 $\{(R_i, R'_i) | i=1, 2, \dots, N\}$ 和相应的三维运动参数——旋转矩阵 H 和平移矢量 T 的问题,它们满足

$$R'_i = HR_i + T, \text{ 即 } |R'_i| m'_i = |R_i| H m_i + T \quad (1)$$

其中, m_i (或 m'_i)是点 R_i (或 R'_i)的单位方向矢量。注意,运动复原中固有的运动具有含混性,使得人们只能复原平移运动的方向,这样,通常约束平移矢量 T 为单位矢量。这意味着,运动复原问题共有 5 个自由度(DOF),其中,旋转参数 3 个,平移参数 2 个。把式(1)左乘矩阵 $m_i^T T^\times$ 后(其中,上标 T 表示转置),并且,对任何矢量 a ,与矢量 T 对应的反对称阵 T^\times 如满足 $T^\times a = T \times a$,就得到双视图问题的外极线约束

$$m_i^T E m_i = 0, \text{ 其中,本质矩阵 } E = T^\times H, \text{ 与矢量}$$

$$T = \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{bmatrix} \text{ 对应的反对称阵}$$

$$T^\times = \begin{bmatrix} 0 & -T_z & T_y \\ T_z & 0 & -T_x \\ -T_y & T_x & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式(2)说明,与特征点 m_i 匹配的特征点 m'_i 必须位于以 $E m_i$ 为参数的外极线上,同样地,与特征点 m'_i 匹配的特征点 m_i 也必须位于以 $E^T m'_i$ 为参数的外极线上。

1.2 线性八点算法

由式(2)可知,由于本质矩阵(Essential Matrix)最多有 8 个 DOF,因此,由 8 个点对,即 $N=8$,就可使用线性算法计算出本质矩阵 E 来,即,从 $N=8$ 时的式(3)就可线性地解出本质矩阵 E 来。

$$\begin{bmatrix} m_{X_i} m_i^T & m_{Y_i} m_i^T & m_{Z_i} m_i^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \end{bmatrix} = 0 \quad (3)$$

$$\text{其中, } m_i = \begin{bmatrix} m_{X_i} \\ m_{Y_i} \\ m_{Z_i} \end{bmatrix}, E = [e_1 \ e_2 \ e_3], i = 1, 2, \dots, N$$

实际上,由于运动复原问题只有5个DOF,故最少应由双视图的5个特征点对来确定目标三维位姿,这意味着双视图问题的最小子集维数为5,但由于这时相应的收敛映射为非线性运算,并需剔除伪解,这会引起Hough空间参数聚类困难,因此,线性八点算法仍是求解双视图问题最简单有效的算法;而且,由于目前求解双视图问题线性算法的最小点对个数是8,因此,所讨论问题的最小冗余子集的维数也是8。

1.3 从E计算运动参数H和T

可证,E有奇异值分解

$$E = UAV^T$$

其中,

$$\Lambda = \text{diag}\{1 \ 1 \ 0\}$$

$$U = [u_1 \ u_2 \ u_3]$$

$$V = [v_1 \ v_2 \ v_3]$$

那么,平移矢量

$$T = \pm u_3 \quad (4)$$

而旋转矩阵

$$H = U_w \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \det(U_w V_w^T) \end{bmatrix} V_w^T \quad (5)$$

$$\text{其中, } W = -T^\times E = U_w \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} V_w^T$$

这样,首先由式(4)计算平移矢量T,然后由式(5)计算旋转矩阵H。其中,T的符号不确定性可以由计算出的三维点坐标集合 $\{(R_i, R'_i) | i = 1, 2, \dots, N\}$ 的正性约束来确定。

1.4 从运动参数H和T计算三维点坐标集合 $\{(R_i, R'_i) | i = 1, 2, \dots, N\}$

由于三维点对 (R_i, R'_i) 满足下述方程组

$$R'_i = HR_i + T, U_i^T R_i = 0 \text{ 和 } U_i'^T R'_i = 0 \quad (6)$$

其中, $U_i^T = [I_2 \ -r_i]$ 和 $U_i'^T = [I_2 \ -r'_i]$

因此,有如下的从二维点对的图象坐标 (r_i, r'_i) 来计算相应的三维点对摄像机坐标 (R_i, R'_i) 的最优估计公式。

$$\begin{bmatrix} \hat{R}'_i \\ \hat{R}_i \\ 1 \end{bmatrix} = E_v, i = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

其中, E_v 为矩阵N的最小本征矢量。

$$N = \begin{bmatrix} I_3 + U_i U_i'^T & -H & -T \\ -H^T & I_3 + U_i U_i^T & H^T T \\ -T^T & (H^T T)^T & 1 \end{bmatrix}$$

1.5 线性八点算法的病态性和相应的正则化变换

正如文献[8]所论证的那样,线性八点算法存在适用性问题,其原因是算法的线性方程组条件数过多,这使得在点对位置测量中,其不可避免的小误差将引起参数求解的异常大误差,即线性算法在数值计算上存在着严重的病态性,而且此问题在用最小冗余子集求解运动参数时,仍然存在。为了通过大幅度减小条件数来提高线性算法性能,需使用下述正则化变换。

$$\begin{bmatrix} \hat{r} \\ 1 \end{bmatrix} = S \begin{bmatrix} r \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中,变换阵 $S = \begin{bmatrix} S_1 & -S_1 r_c \\ 0^T & 1 \end{bmatrix}$, $S_1 \Sigma_r S_1^T = I_2$,协方差

矩阵 $\Sigma_r = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r r^T - r_c r_c^T$,均值矢量 $r_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r$ 。

相应地,在式(8)中的各个量带撇后就得到对带撇图象帧特征点集的正则化变换。

在算法中,首先对两个特征点集分别进行正则化变换,然后用变换了的特征点对集合来计算相应的本质矩阵,最后由下式计算原始的本质矩阵E。

$$E = S'^T \hat{E} S \quad (9)$$

应当说明的是,此正则化技术既可用于八点算法,也可用于精炼过程中的N点算法(此时,N往往远大于8)。

1.6 双视图问题的最优化准则

根据文献[9]的论证,最优化准则对双视图复原问题的效果有较明显的影响,根据其论述,本文选用下述最优化准则。

$$J = \sum_{i=1}^N \left(\left(\frac{J_i}{\|\nabla_{r_i} J_i\|} \right)^2 + \left(\frac{J_i}{\|\nabla_{r'_i} J_i\|} \right)^2 \right) \quad (10)$$

其中, $J_i = r_i'^T E r_i$ 。

式(10)中,括弧中的第1个平方项为在不带撇图象中特征点到外极线的距离平方,第2个平方项为在带撇图象中特征点到外极线的距离平方。由此可见,该准则为特征点到外极线距离平方平均值。这里应当说明的是,由于直接用它来求解本质矩阵会导致产生复杂的非线性最小二乘运算,因此,在本文

开发的算法中,仅用它作为挑选最优候选解的准则。其具体过程是:首先,进行 M 次最小冗余子集(即,8 点对)的随机采样,并在每次采样中,再使用式(8)对采样到的 8 个点对数据进行正则化变换;然后,使用 1.2 节所述的八点算法计算相应的本质矩阵,并用式(9)计算原始的本质矩阵 E ;最后,用式(10)计算与该次采样数据相应的误差,并把此误差作为该最小冗余子集合法性和最优性检验的测度。在 M 次随机采样中,使该测度最小的本质矩阵,即被认为是本质矩阵的最优候选解,并用式(4)和式(5)计算它所相应的运动参数候选解。

1.7 从 K 个候选解中挑选运动参数粗估值

为进一步提高算法的鲁棒性和精度,首先进行 K (K 一般可取 5~10)次上述计算,然后把 b_x 值恰好等于 K 个候选解 b_x 中值的那个候选解作为运动参数的最优粗估值。实验结果表明,实际上仅需依据旋转参数矢量 b 的某个分量,例如 b_x ,即可取得所期望的效果。这时,可把 b_x 值等于 K 个候选解中 b_x 中值的候选解作为最优粗估值。

1.8 根据运动参数粗估值筛选好匹配点对集合

众所周知,由于计算参数估计的好数据越多,参数估计的精度和可信度就越高,因此,必须依据最优粗估值增补尽可能多的好匹配点对,这样可精炼运动参数估计和目标三维形状(即三维点坐标集合 $\{(R_i, R'_i) | i=1, 2, \dots, N\}$, 这儿, N 为内点对个数),为此,首先用式(7)计算与不属于已中选最小冗余子集特征点对 (r_i, r'_i) 相应的三维点对摄像机坐标 (R_i, R'_i) 的最优估计;然后用如下准则,即,如果点对 $i \in$ 最小冗余子集,并且三维复原误差

$$\varepsilon_i = \|R'_i - (HR_i + T)\| \leq T_e \quad (11)$$

则把点对 i 增补进好点对集合,进而筛选出好匹配点对,并把它增补进原有的好点对集合(即已中选特征点对集合 $\{(r_i, r'_i) | i=1, 2, \dots, 8\}$)。为减小好点对检测的虚警概率和漏警概率,必须恰当选择式(11)中的阈值 T_e , 因为 T_e 过小,会使增加的好点对个数过少,从而使复原精度无明显改善;而 T_e 过大,又会把出格点对作为好点对加入好点对集合,从而使复原精度反而变差,甚至导致灾难性后果。本文通过下式自适应地确定阈值 T_e 。

$$T_e = k \cdot \text{Median}\{\varepsilon_i | i=9, \dots, N_{\text{特}}-1\} \quad (12)$$

其中, $N_{\text{特}}$ 为特征点个数,当出格率低时, k 取大些,反之取小些。实验结果表明,自适应选择可使复原精度稳定可靠地得到明显的改进。

1.9 从筛选出的好点对集合来精炼目标运动参数

和三维形状

从筛选出的好点对集合 $\{(r_i, r'_i) | i=1, 2, \dots, N_{\text{特}}\}$ 来计算相应本质矩阵的过程与八点算法基本相同,其区别仅在于:由于这儿方程个数(远)大于未知量个数,因而要用总体最小二乘技术^[10]来代替八点算法中的求逆,即首先用式(8)对两个特征点集分别进行正则化变换;然后依据下式:

$$E = [e_1 \quad e_2 \quad e_3] \quad (13)$$

其中, $[e_1 \quad e_2 \quad e_3]^T$ 为矩阵 M 的最小本征矢量

$$M = \sum_{i=1}^{N_{\text{特}}} \begin{bmatrix} m_{X_i} m'_i \\ m_{Y_i} m'_i \\ m_{Z_i} m'_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_{X_i} m'^T_i & m_{Y_i} m'^T_i & m_{Z_i} m'^T_i \end{bmatrix}$$

$$m'_i = [m'_{X_i} \quad m'_{Y_i} \quad m'_{Z_i}]^T$$

用变换了的特征点对集合来计算相应的本质矩阵;最后由式(9)计算原始的本质矩阵 E , 并用式(4)和式(5)来计算它所相应的运动参数精炼解,用式(7)来计算与属于好点对集合的所有点对 (r_i, r'_i) 相应的三维点对摄像机坐标 (R_i, R'_i) 的最优估计。

实际上,如果需要的话,还可根据这 $N_{\text{特}}$ 个好点对的三维坐标估计集合 $\{(R_i, R'_i) | i=1, 2, \dots, N_{\text{特}}\}$ 进一步精炼目标运动参数 H 和 T 。

2 计算机仿真实验

对本文开发的算法,进行了计算机仿真实验,即首先用三维坐标分别均匀分布于 $[-0.5, 0.5]$, $[-0.5, 0.5]$ 和 $[1.0, 2.0]$ 的 N 个随机数据集合来生成特征点集合的不带撇三维数据 $\{R_i | i=0, 1, \dots, 99\}$;然后,根据式(1)来生成目标特征点的带撇三维数据 $\{R'_i | i=0, 1, \dots, 99\}$, 并用透视投影公式来计算它们的理论特征点;接着,在特征点的 x 分量和 y 分量中分别加上均匀分布于 $[-0.5A_m, 0.5A_m]$ 和 $[-0.5A_m, 0.5A_m]$ 的随机噪声,并用 $x_{id} = S_x^{-1}x_i + C_x$ 和 $y_{id} = S_y^{-1}y_i + C_y$ 来计算其量化前的计算机坐标,舍入取整后,即得到噪化特征点的帧存数字坐标;最后,使带撇特征点中的 ρN 个数字坐标随机地变为 $[0, 511] \times [0, 511]$ 数字网格中的任一点。这样就生成了一个由 100 个点对组成的噪化程度 A_m 、出格点率 ρ 均可控的特征点对集合。需说明的是,为了研究算法的统计特性,这里是用 30 次实验的平均值作为各统计量的测量值。

这儿给出的实验结果都是相对于一组几何变换而言的,几何变换的理论值分别是旋转角矢量

$\Theta = [0.3, 0.2, 0.1]^T$, 与其相应的旋转矢量 $b = [-0.146\ 004, -0.107\ 816, -0.034\ 851]^T$, 平移运动方向矢量

$$T = [0.455\ 8, -0.569\ 8, -0.683\ 8]^T$$

表 1 给出了针对不同的 A_m 和 N 而言的, 使用 1.9 节所述算法的实验结果, 在这儿同时列出了有和没有正则化措施时的计算结果. 其中, 还列出了与 A_m 相应的以像素计的数字偏移量 A_{dm} 和以 dB 计的信噪比 (SNR), $A_{dm} = S_x^{-1}A_m$, $B_{dm} = S_y^{-1}B_m$, $S_x = S_y = 0.002$, SNR 定义为 x 分量和 y 分量的 SNR

的平均值. 这儿需说明的是, $A_m = 0$ 情况所产生的噪声是由量化引起的. 表中还列出了平移方向误差角 $\Delta\theta_T$ 、旋转矢量误差 $|\Delta b|$ 、旋转角矢量误差 $|\Delta\Theta|$ 、以像素为单位的根均方误差 ϵ . 它们分别定义为 $\Delta\theta_T = \arccos(\hat{T}^T T)$ 、

$$|\Delta b| = \|b - \hat{b}\|, \|\Delta\Theta\| = \|\Theta - \hat{\Theta}\|, \epsilon = \sqrt{\frac{J}{2N}}$$

其中, J 由式(11)给出, 符号上带“ \wedge ”者为估计值, 而不带“ \wedge ”者为理论值. 从表 1 可清楚地看出, 正则化措施对提高参数估计精度和减小拟合误差有明显效果.

表 1 验证正则化效果的实验结果

A_m	A_{dm}	SNR	有无正则化	$N=100$					$N=300$				
				条件数	$\Delta\theta_T$	$ \Delta b $	$ \Delta\Theta $	ϵ	条件数	$\Delta\theta_T$	$ \Delta b $	$ \Delta\Theta $	ϵ
0	0	51	无	14 058	0.004 6	0.028 5	0.056 7	5.1	16 677	0.005 2	0.000 32	0.000 94	4.0
			有	139	0.003 6	0.008 4	0.016 4	0.4	149	0.004 0	0.000 41	0.000 85	0.2
0.01	5	37	无	15 800	0.070 1	0.011 6	0.023 4	34.2	250 51	0.101 1	0.013 1	0.027 7	30.9
			有	206	0.034 8	0.012 5	0.024 7	1.0	168	0.024 7	0.017 8	0.035 3	0.5
0.02	10	30	无	12 825	0.237 4	0.031 3	0.055 5	36.5	13 433	0.228 6	0.031 4	0.061 6	32.5
			有	229	0.059 2	0.021 2	0.031 1	1.65	143	0.041 1	0.018 7	0.035 7	0.9
0.03	15	27.5	无	11 512	0.682 5	0.103 6	0.203 7	37.2	19 214	0.517 5	0.075 4	0.150 1	36.2
			有	252	0.131 5	0.031 4	0.061 7	2.5	170	0.049 6	0.021 1	0.041 7	1.55
0.04	20	25	无	16 588	0.703 2	0.104 8	0.210 0	40.8	22 722	0.657 0	0.095 2	0.181 7	37.4
			有	171	0.127 5	0.035 0	0.069 5	3.9	184	0.105 6	0.021 0	0.039 0	2.5
0.05	25	23	无	14 687	0.844 9	0.128 7	0.251 4	43.4	14 285	0.800 9	0.131 3	0.261 9	39.6
			有	179	0.185 1	0.079 8	0.161 3	4.1	171	0.124 4	0.032 2	0.063 6	3.4

表 2 给出了对由 3 种加噪情况 ($A_{dm} = 0, 12.5$, 或 25) 和 2 种高出格率情况 ($\rho = 0.5$ 或 0.75) 组合出的 6 种情况而言的运动参数估计精度和复原精度 Δr , 本文用复原后的目标特征点三维坐标与投影出的二维图象特征点坐标的根均方误差来度量复原精

度, 并取两幅图的复原误差平均值来考察. 从表 2 可看出, 即使在强噪声、高出格率的极恶劣情况下, 该算法仍能以较令人满意的性能工作, 这不难从 Δr 与 A_{dm} (A_{dm} 是双视图正常特征点对所叠加的均匀分布噪声的幅度) 的比较看出.

表 2 不同加噪和出格率情况下的运动参数估计精度和复原精度

A_{dm} (pixel)	$\rho=0.5$				$\rho=0.75$			
	$\Delta\theta_T$	$ \Delta b $	$ \Delta\Theta $	$\Delta r(\text{pixel})$	$\Delta\theta_T$	$ \Delta b $	$ \Delta\Theta $	$\Delta r(\text{pixel})$
0	0.023 6	0.011 7	0.023 1	0.55	0.035 7	0.025 3	0.051 6	0.75
12.5	0.103 0	0.034 6	0.070 5	1.26	0.158 5	0.039 6	0.074 4	2.37
25	0.095 7	0.056 9	0.105 9	2.47	0.161 9	0.055 6	0.110 1	4.87

参 考 文 献

- 1 马颂德,张正友. 计算机视觉——计算理论与算法基础[M]. 北京:科学出版社,1998.
- 2 吴立德. 计算机视觉[M]. 上海:复旦大学出版社,1993.
- 3 Thomas J I, Lofgren J. Dealing with noise in multiframe structure from motion[J]. CV&IU, 1999,76(2):109~124.
- 4 程存学,朱晓昆. 计算机视觉——低层处理技术[M]. 北京:电子工业出版社,1993.
- 5 Xu L, Oja E. Randomized hough transform[J]. CVGIP: IU, 1993,57(2):131~154.
- 6 杨忠根,栾晓明,赵昶冰. 直线和二次曲线的实时鲁棒精确提取[J]. 哈尔滨工程大学学报,1997,18(4):69~77.
- 7 杨忠根. 基于最小冗余子集原理从单视图鲁棒精确复原三维形状[J]. 模式识别和人工智能,2000,14(1):38~41.
- 8 Hartley R I. In defense of eight-point algorithm [J]. IEEE Trans. PAMI, 1997,19(6):580~593.
- 9 Zhang Z. On the optimization criteria used in two-view motion analysis[J]. IEEE Trans. PAMI, 1997,19(6):717~729.
- 10 张贤达. 现代信号处理[M]. 北京:清华大学出版社,1995.

杨忠根 1946 年生,1969 年毕业于哈尔滨军事工程学院海军工程系,1982 年获东南大学工学硕士学位,现任上海海运学院教授,上海海运学院电子工程系主任. 主要研究领域包括数字信号处理、数字图像处理、计算机视觉、模式识别和人工智能.

许开宇 1970 年生,1995 年获哈尔滨工程大学工学硕士学位,现任上海海运学院讲师,上海海运学院电子工程系副主任. 主要研究领域包括数字信号处理、数字图像处理、计算机视觉、交通电子信息系统.

苹果推出新产品 iMac、iPhoto、iBook

2002 年 1 月 25 日,苹果公司在新闻发布会上宣布,以“新苹果,e 时尚”为题的 2002 年苹果电脑新产品发布会将于 2 月在北京、上海和广州举行,苹果电脑公司将推出全新的数码化生活中心 iMac、数码照片处理软件 iPhoto、14 英寸 iBook 及其 12 英寸 iBook 升级产品,并宣布将所有新款 Mac 上都预装 Mac OS X 操作系统.

全新的 iMac 是苹果公司此次发布会的重心,它在全球无数苹果用户的热切期待中诞生. 在 1 月美国旧金山的 MacWorld 大会上,全新的 iMac 出现,引起全场雷鸣般的掌声,所有人都被它具有革命性变革的外观和强大的功能所震撼. 全新的 iMac 无疑将成为现代数码生活方式与设备的核心.

全新 iMac 上拥有 Mac OS X 与 iMovie 2、iDVD 2、iTunes 2,以及 iPhoto 等最新软件,您可以在 iMac 上轻松处理数码照片、听音乐、烧 CD、制作 DVD,甚至编辑只属于自己的电影. 全新 iMac 使您的 iPod、数码相机、数码摄像机等数码设备有机地结合在一起,成为您数码生活的真正核心.

iPhoto 是苹果公司推出的另一个新产品,它将神奇地改变你使用、欣赏和编辑你的数码照片的方式. 它的推出,使苹果所营造的数码生活更加丰富多彩. iPhoto 使数码照片从输入到储存,从整理到分享、欣赏,都变得非常简单. 只需将数码相机接上您的新 iMac 的 USB 接口,iPhoto 便会自动输入相片,并将它们分好类、储存并显示在屏幕上. 然后只需移动鼠标,iPhoto 便可以放大或缩小相片,使您可以浏览上千张相片,并找到您想要的相片. iPhoto 也能让您轻松地将相片整理成数码相簿,您也可以用电邮将它们寄给亲朋好友或是用喷墨打印机将它们印出来.

苹果电脑公司此次推出的 14iBook 产品同样非常吸引人. 新款的 iBook 配备 600MHz 的 PowerPC G3 处理器、14 英寸显示器、20GB 硬盘、256MB 内存,以及 CD-RW/DVD 的复合式光驱,加上 Combo 驱动器和长达 6 小时的工作时间,新款 iBook 使您的全部精彩数码生活可以带着走了.

另外,苹果公司宣布计划将所有新款 Mac 上都预装 Mac OS X 操作系统. 现在,Mac OS X 拥有来自微软及 Adobe 等公司的 2500 多种应用,并支持佳能、爱普生、惠普、柯达、尼康、奥林巴斯、Palm、松下与索尼公司目前提供的最流行的数码设备.

2001 年 5 月以后生产的所有苹果系统中都预装了 Mac OS X 及 Mac OS 9,所有计算机将依然安装 Mac OS 9,这样用户可以在 Mac OS X 中,以“古典”模式运行 Mac OS 9 应用程序,或者选择进入 Mac OS 9.

总之,数码生活已溶入现代人的日常生活中,而苹果公司将引领我们走向更精彩,更丰富,更便利的全新的数码生活.