

基于预测的立体视觉/力反馈研究*

席文明^{1,2} 朱剑英²

¹(厦门大学机电系 厦门 361005) ²(南京航空航天大学机电学院 503 教研室 南京 210016)

摘要 提出了一种多传感器混合的机器人伺服控制方案, 该方案在任务初始阶段利用视觉传感器对对象进行跟踪, 在任务的末段利用力传感器对对象运动进行引导。这样就避免了使用单个传感器所产生的强冲击, 增加了机器人控制的柔顺性和鲁棒性。在视觉跟踪阶段, 为了提高跟踪速度, 利用约束卡尔曼滤波器建立预测器, 对物体图像的未来位置进行预测, 这样就减小了图像处理的区域, 提高了图像处理的速度。从仿真结果来看, 视觉/力反馈的混合控制提高了机器人对任务的适应性和工作过程的柔顺性。

关键词 立体视觉/力反馈 视觉雅可比矩阵 预测 约束卡尔曼滤波器

A Study of Stereo Visual/Force Feedback Based on Prediction

Xi Wenming^{1,2} Zhu Jianying²

¹(Department of Mechanical Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

²(College of Mechanical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract A new control scheme of multiple sensors fusing is expressed, in this scheme, the visual sensors are used to track objects in the beginning phase and the force sensor is used to control object moving in the end phase, in this way the extra impact force is avoided when single sensor is used and the movement of robot is submissive and robust. In order to get a high tracking speed, a constraint Kalman filter is used to predict the position of feature point, in this way the region of image processing is diminished and the speed of image processing is improved. Simulation results show that the adaptability and submissiveness of robot is improved when fusing stereo visual and force feedback is used.

Key words Stereo visual/force feedback Visual Jacobian mapping Prediction Constraint Kalman filter

1 引 言

机器人立体视觉/力反馈伺服控制是在机器人的内部伺服控制环的基础上增加立体视觉/力反馈伺服控制闭环, 以便补偿环境不确定、力学模型不确定对运动和精度的影响, 提高机器人的适应性和自治能力。为了完成复杂的任务, 多传感器融合控制是必须的, 以便在任务的不同阶段使用不同的传感信息。例如, 在任务的初始阶段, 任务对象未发生接触时, 利用视觉传感器可以对物体进行快速跟踪, 而在任务的末段, 任务对象发生接触时, 可以利用力反馈信息维持合理的接触力,

这样可使整个的控制过程柔顺平滑, 不会产生强的冲击力。Akio Namiki 等^[1-3]提出了一种分层的多传感器混合体系结构, 该体系结构由三部分组成: 控制层、规划层和管理层, 三层并行工作, 可快速抓取物体, 但该体系结构硬件条件要求高, 控制复杂, 并不适合视觉/力反馈等较少数量传感器的信息融合。B. T. Nelson 等^[4-5]给出了一种视觉/力反馈传感器融合的体系结构, 它主要有一管理层对不同的传感信息进行处理, 结构简单, 但它的缺点是要对视觉传感器、力觉传感器和环境进行精确标定。F. Arai 等^[6]给出了一种简单的视觉/力反馈混合控制方法, 它是用一开关量来对传感信息进行切换, 严格的说, 它并不是一种多传感器融合

* 本文于 2002 年 5 月收到, 系自然科学基金重大(59990470)资助项目。

控制。

在 B. T. Nelson 等人工作的基础上笔者提出了一种新的视觉/力反馈混合控制方法, 在立体视觉伺服控制时, 该方法使用基于图像的视觉伺服控制^[7-9], 并不要求对视觉传感器和环境进行精确标定, 同时, 利用约束卡尔曼滤波器建立预测器, 减小图像处理区域, 提高图像处理速度。仿真结果表明, 视觉/力反馈的混合控制提高了机器人对任务的适应性和工作过程的柔顺性。

2 立体视觉伺服控制

两只 CCD 摄像机任意的安装在机器人手腕上, 形成手眼机器人立体视觉系统, 图 1 为摄像机模型的成像示意图, C 为视觉空间坐标系; T 为任务空间坐标系, 设空间有一点 P, 它在 C 中的坐标为 $C_p(x_c, y_c, z_c)$, 它在 T 中的坐标为 $T_p(x_t, y_t, z_t)$ 。根据摄像机的成像原理得:

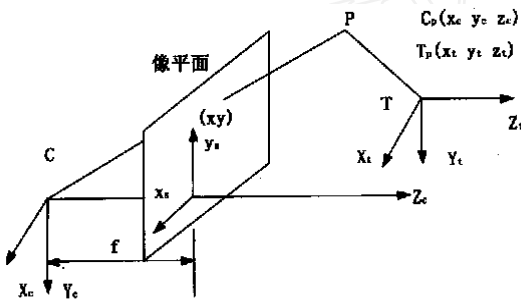


图 1 摄像成像模型

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \frac{f}{z_c} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中: x, y 为点 P 在摄像机上所成的像, f 为摄像机的焦距。对(1)式两边求导, 并根据文献[8]中给出的公式(10)~(12)得:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_k \\ \dot{y}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{f_k}{z_{ck}} & 0 & \frac{x_k}{z_{ck}} & \frac{x_k y_k}{f_k} \\ 0 & -\frac{f_k}{z_{ck}} & \frac{y_k}{z_{ck}} & \frac{(f_k^2 + y_k^2)}{f_k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{x}_t \\ \dot{y}_t \\ \dot{z}_t \\ \omega_t \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \frac{(f_k^2 + x_k^2)}{f_k} & y_k \\ -\frac{x_k y_k}{f_k} & -x_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_t \\ \omega_t \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中: k 代表摄像机 1, 2; $[\dot{x}_t, \dot{y}_t, \dot{z}_t, \omega_t, \omega_t, \omega_t]^T$ 表示 T 的速度, 将 $k = 1, 2$ 代入(2)式, 可得两摄像机

的方程。将这两式合并写成矩阵形式得:

$$\dot{X}_s = J_v \dot{X}_T \quad (3)$$

J_v 为任务空间到视觉空间的雅可比映射矩阵, 为 4×6 矩阵, 它是摄像机内外参数的函数, \dot{X}_s 为 4×1 矩阵, \dot{X}_T 为 6×1 矩阵。

由(3)式可写出跟踪系统的视觉伺服控制方程

$$x(k+1) = x(k) + tJ_v(k)u(k) \quad (4)$$

其中: t 视觉系统的采样时间, $u(k) = [\dot{x}_t, \dot{y}_t, \dot{z}_t, \omega_t, \omega_t, \omega_t]^T$, $J_v(k)$ 是随时间变化的矩阵, 因为当空间点变化时, 虽然摄像机的内参数是不变化的, 而它的外参数是变化的。为了优化(4)式中的参数, 建立以下的函数:

$$F(k+1) = [x(k+1) - X_D(k+1)]^T Q \cdot [x(k+1) - X_D(k+1)] + u^T(k) L u(k) \quad (5)$$

求(5)式的最小值可得到以下的方程:

$$u(k) = - (tJ_v^T(k)Q tJ_v(k) + L)^{-1} \cdot tJ_v^T(k)Q [x(k) - X_D(k+1)] \quad (6)$$

在上面两式中, $X_D(k+1)$ 为点的图像希望运动到的下一位置, Q, L 为跟踪的误差权重矩阵和控制输入的权重矩阵^[10]。

3 约束卡尔曼滤波器

3.1 卡尔曼滤波器

卡尔曼滤波器用于估计线性系统的状态, 它能利用测量的值修正估计的状态, 提供可靠的状态估计, 它由以下的两个方程推导出。

状态方程:

$$x_{k+1} = A x_k + B u_k + w_k \quad (7)$$

输出方程:

$$y_k = H x_k + v_k \quad (8)$$

其中: A, B 和 H 为系数矩阵, k 代表采样周期数, x 是系统的状态, u 是系统的输入, y 是可测量的输出, w, v 是高斯白噪声, 有时将 w 称为处理噪声, v 称为测量噪声。

设: $S_w = E(w_k w_k^T)$; $S_v = E(v_k v_k^T)$

根据统计理论, 则得下列三个方程:

$$K_k = A P_k H^T (H P_k H^T + S_v)^{-1} \quad (9)$$

$$\hat{x}_{k+1} = (A \hat{x}_k + B u_k) + K_k (y_{k+1} - H \hat{x}_k) \quad (10)$$

$$P_{k+1} = (A P_k - K_k H P_k) A^T + S_w \quad (11)$$

其中: \hat{x} 为状态估计值, K 被称为卡尔曼因子, P 为估计误差的协方差。上述三式是一个递代计算, 只要给

出 S_n, S_w , 初始值 P_0, x_0 就可进行计算。

卡尔曼滤波器能够使得状态估计平均值等于实际状态平均值; 状态估计的误差最小。

3.2 约束卡尔曼滤波器

假设对于状态方程(7)存在以下的约束关系:

$$Dx_k = d_k \quad (12)$$

其中: D 是已知的 $s \times n$ 维常数矩阵, s 是约束数, n 是状态数, $s < n$ 。使用下列条件建立约束卡尔曼滤波器

$$\min_x E(x - \tilde{x}^2 | Y) \quad (13)$$

使得: $D\tilde{x} = d$

$$E(x - \tilde{x}^2 | Y) = (x - \tilde{x})^T (x - \tilde{x}) P(x | Y) dx = x^T x P(x | Y) dx - 2\tilde{x}^T x P(x | Y) dx + \tilde{x}^T \tilde{x} \quad (14)$$

其中: $Y = [y_0 \ y_1 \ \dots \ y_k]^T$, y 为测量值。

建立 Lagrangian 方程:

$$L = E(x - \tilde{x}^2 | Y) + 2\lambda^T (D\tilde{x} - d) = x^T x P(x | Y) dx - 2\tilde{x}^T \cdot x P(x | Y) dx + \tilde{x}^T \tilde{x} + 2\lambda^T (D\tilde{x} - d) \quad (15)$$

注意: 卡尔曼滤波器状态估计可写成下式:

$$\hat{x} = x P(x | Y) dx \quad (16)$$

由(15)、(16)式得:

$$\frac{\partial L}{\partial \hat{x}} = 0 \Rightarrow -2\hat{x} + 2\tilde{x} + 2D^T \lambda = 0 \quad (17)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = 0 \Rightarrow D\tilde{x} - d = 0 \quad (18)$$

这样可解得:

$$\lambda = (DD^T)^{-1} (D\hat{x} - d) \quad (19)$$

$$\tilde{x} = \hat{x} - D^T (DD^T)^{-1} (D\hat{x} - d) \quad (20)$$

由(9)、(10)、(20)和(11)式可组成约束卡尔曼滤波器。

3.3 立体视觉/力反馈伺服

使用约束卡尔曼滤波器作为预测器的伺服控制框图见图2。图中, 机器人的伺服控制由公式(6)完成, 预测器由约束卡尔曼滤波器构成。

其中: F_n, x_D 为设定的力和目标位置, x_r 是传感器得到的特征点空间位置, x_m 是特征点在机器人坐标系中的实际位置, $u(k)$ 为机器人手爪速度, F_m 是力传感器获得的力。 $C(t)$ 为管理器, 控制传感信息的切换, 具体工作过程如下:

$$C(t): \quad \text{if} (|F_m| > F_T) \quad (|x_D - x| < \epsilon) \\ v(k) = G(F_r(k) - F_m(k)) \\ \text{else}$$

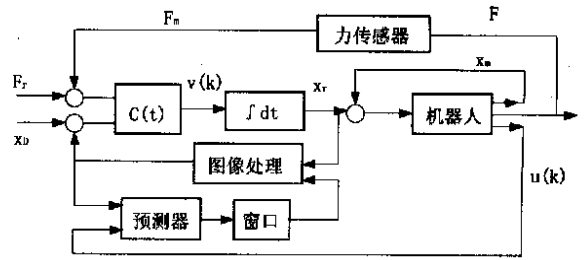


图2 带预测器的视觉/力反馈伺服控制框图

$$v(k) = u(k)$$

其中: F_T 是一设定值, G 是一个比例因子。

4 仿真结果

设约束卡尔曼滤波器的状态由特征点在两摄像机像平面的位置和速度组成, 输入为空间特征点的加速度在两像平面上的投影, 输出为特征点在两摄像机像平面上的位置。这样可重写状态方程如下:

$$x_{k+1} = \begin{bmatrix} I & 0 & t \cdot I & 0 \\ 0 & I & 0 & t \cdot I \\ 0 & 0 & I & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I \end{bmatrix} x_k + \begin{bmatrix} t^2/2 \cdot I & 0 \\ 0 & t^2/2 \cdot I \\ t \cdot I & 0 \\ 0 & t \cdot I \end{bmatrix} u_{kk} + w_k \quad (21)$$

$$y_k = \begin{bmatrix} I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 & 0 \end{bmatrix} x_k + v_k \quad (22)$$

其中: $x_k = [P_{k1} \ P_{k2} \ V_{k1} \ V_{k2}]^T$, P, V 是特征点在摄像机像平面上的位置和速度, 为 2×1 矩阵, I 为 2×2 单位矩阵, 0 为 2×2 零矩阵, t 为采样周期, u_{kk} 由下式决定:

$$u_{kk} = G_k \cdot u_k \quad (23)$$

其中: G_k 为 4×3 矩阵, 它将空间特征点的加速度投影到两摄像机像平面上, u_k 为 3×1 的向量, 它是空间特征点的加速度。

约束方程可根据公式(1)建立如下:

$$\begin{bmatrix} I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 & 0 \end{bmatrix} x_k = \begin{bmatrix} d_{k1} \\ d_{k2} \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$\text{其中: } d_k = \frac{f}{Z_{ck}} \begin{bmatrix} x_{ck} \\ y_{ck} \end{bmatrix} \quad (25)$$

限于篇幅这里只对视觉跟踪的一个摄像机像平面上特征点的 X 轴向进行了仿真, 其它像平面上点的仿真与此相一致。 x_0, P_0 完整给出如下:

$$x_0 = \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ \dot{x}_0 \\ \dot{y}_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$P_0 = \begin{bmatrix} 5.76 \times 10^{-6} & 8.64 \times 10^{-6} \\ 8.64 \times 10^{-6} & 1.296 \times 10^{-5} \\ 4.608 \times 10^{-4} & 1.728 \times 10^{-4} \\ 1.44 \times 10^{-4} & 2.592 \times 10^{-4} \\ 4.608 \times 10^{-4} & 1.44 \times 10^{-4} \\ 1.728 \times 10^{-4} & 2.592 \times 10^{-4} \\ 2.3 \times 10^{-3} & 3.5 \times 10^{-3} \\ 3.5 \times 10^{-3} & 5.2 \times 10^{-3} \end{bmatrix}$$

图 3 是卡尔曼滤波器在 X 轴向上的仿真。图 3(a) 中有三条曲线, 分别是实际位置、测量位置和估计位置曲线, 其中实际位置曲线和测量位置曲线基本重合, 而估计位置曲线在实际位置曲线上下振荡。估计位置、测量位置与实际位置的误差可从图 3(b) 中看出, 图中估计误差平均约为 10 个像素点, 测量误差平均约为 2 个像素点。图 3(c) 为估计速度和实际速度曲线, 估计速度与实际速度的误差可由图 3(d) 看出, 平均误差约为 1.8(像素点/秒)。

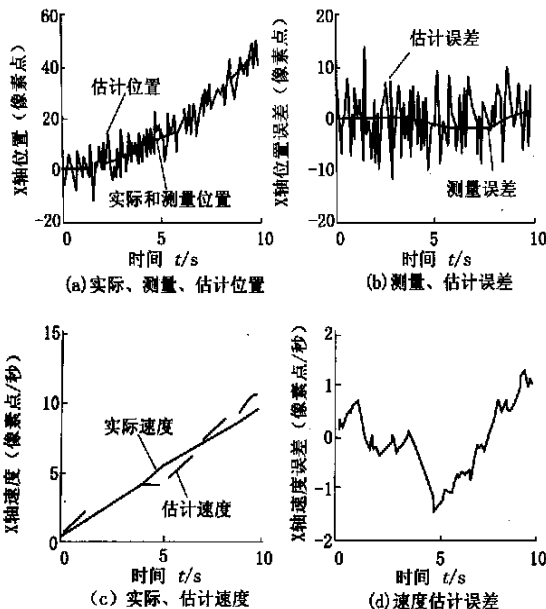


图 3 卡尔曼滤波器 X 轴向仿真

图 4 为约束卡尔曼滤波器 X 轴向仿真, 图中仿真的曲线与图 3 一致, 从图 4(b) 中可看出, 估计误差平均约为 4 个像素点, 与图 3(b) 中对应仿真相比较, 误差减小了 6 个像素点, 测量误差几乎为 0, 与图 3(b) 中对应仿真相比较, 误差减小了 2 个像素点。图 4(d) 为

速度估计误差, 误差值平均约为 0.2(像素点/秒), 与图 3(d) 中对应仿真相比较, 误差减小了 1.6(像素点/秒)。通过比较可看出, 使用约束卡尔曼滤波器后, 视觉跟踪特征点估计位置、测量位置、估计速度的精度都有了很大的提高, 这样在高精度预测基础上, 就可以缩小图像处理的窗口, 提高图像处理的速度, 也即提高了跟踪速度。例如一个特征点的大小为 10×10 个像素点, 如果利用约束卡尔曼滤波器预测, 只要设置 16×16 的图像处理窗口, 如果利用卡尔曼滤波器预测, 则要设置 32×32 的图像处理窗口(注意, 窗口的大小必须为 2 的幂次)。

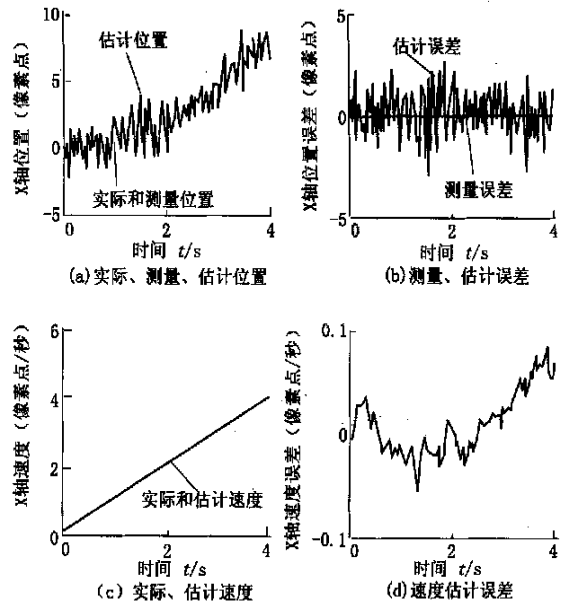


图 4 约束卡尔曼滤波器 X 轴向仿真

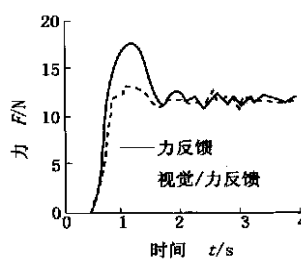


图 5 冲击力比较

图 5 是视觉/力传感器混合控制与单独使用力传感器控制的实验比较。当单独使用力传感器时, 手爪与工件接触时的速度为 0.5m/s , 而使用视觉/力反馈混合控制时, 手爪与工件接触前有一个减速过程, 接触时的速度可降

为 0.1m/s 。从图中可看出在使用视觉/力混合控制时, 所受的冲击力较小, 力的变化比较平滑; 而单独使用力传感器控制时, 所受的冲击力很大, 力产生较大的峰值。

5 结 论

对多传感器的混合控制进行了研究,利用一管理器对不同的传感信息进行处理,以便在不同的阶段使用不同的传感信息。视觉跟踪时为了提高跟踪速度,利用约束卡尔曼滤波器建立预测器,这一预测器可以预测特征点的下一位置,从而准确地设置图像处理的窗口,提高图像处理的速度。从仿真结果来看,视觉/力反馈的混合控制提高了机器人对任务的适应性和工作过程的柔顺性。

参考文献

- 1 Akió Namiki, Yoshihiro Nakabo, Idaku Ishii, Masatoshi Ishikawa. *Sensory-Motor Fusion System*. IEEE Transactions On Mechatronics, 2000, 5(3): 244~ 252
- 2 Akió Namiki, Masatoshi Ishikawa. *Sensory-Motor Fusion Architecture Based on High-Speed Sensory Feedback and Its Application to Grasping and Manipulation*. Proceedings of the 32nd International Symposium On Robotics, Seoul, 2001, 4(2): 19~ 21.
- 3 Akió Namiki, Yoshihiro Nakabo, Idaku Ishii, Masatoshi Ishikawa. *High Speed Grasping Using Visual and Force Feedback*. Proc. IEEE Int Conf On Robotics and Automation, Detroit, 1999, 5(14): 3195~ 3200
- 4 B. T. Nelson, P. K. Khosla. *Integrating Force and Vision Feedback within Virtual Environments for Telerobotics System*. Proceeding of the 1997 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Albuquerque, New Mexico, 1997, 1588~ 1593
- 5 Yu Zhou, B. T. Nelson, B. Vikramaditye. *Fusing Force and Vision Feedback for Micromanipulation*. Proceeding of the 1998 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Leuven, Belgium, 1998, 1220~ 1225
- 6 F. Arai, K. Morishima, T. Kasugai, T. Fukuda. *Bi-Micro Manipulation (new direction for operation improvement)*. Proceedings of the 1997 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robot and Systems, New York, 1997, 1300~ 1305
- 7 M. Nishioka, S. Katsura, K. Hirano, A. Mizuno. *Evaluation of Cell Characteristics by Step-Wise Orientational Rotation Using Optoelectrostatic Micromanipulation*. IEEE Transactions on Industry Application, 1997, 33(5): 1381~ 1388
- 8 B. Vikramaditya, B. J. Nelson. *Visually Guided Microassembly Using Optical Microscopes and Active Vision Techniques*. IEEE Int Conference on Robot and Automation, Albuquerque, 1997, 3172~ 3177.
- 9 J. T. Feddema, R. W. Simon. *Visual servoing and CAD-driven microassembly*. IEEE Robotics and Automation Magazine, 1998, 5(4): 18~ 24
- 10 N. P. Papanikolaopoulos, B. Nelson, P. K. Khosla. *Full 3-d Tracking Using the Controlled Active Vision Paradigm*. Proc 1992 IEEE Int Symp. On Intelligent Control (ISIC-92), 1992, 267~ 274

(上接第 17 页)

参考文献

- 1 F. Diaz del Rio, G. Jimenez, J. L. Sevillano, et al. *A Generalization of Path Following for Mobile Robots*. Proc 1999 IEEE Int Conf Robot and Automat, May, 1999: 7~ 12
- 2 Ti-Chung Lee, Kai-Tai Song. *Tracking Control of Robots Using Saturation Feedback Controller*. Proc 1999 IEEE Int Conf Robot and Automat, May, 1999: 2639~ 2644
- 3 Philippe Soueres, Andrea Balluchi, Antonio Bicchi. *Optimal Feedback Control for Route Tracking with a Bounded-Curvature Vehicle*. Proc 2000 IEEE Int Conf Robot and Automat, April, 2000: 2473~ 2478
- 4 董文杰, 霍伟. *受非完整约束移动机器人的跟踪控制*. 自动化学报, 2000, 26(1): 1~ 6
- 5 Philippe Soueres, Tarek Hamel, Viviane Cadenat. *A path following controller for wheeled robots which allows to avoid obstacles during transition phase*. Proc 1998 IEEE Int Conf Robot and Automat, May, 1998: 1269~ 1274
- 6 石坚, 卓斌. *自动驾驶汽车的仿真*. 汽车工程, 2000, 26(2): 97~ 99
- 7 施文武. *自动引导车的智能导航与控制研究*. [学位论文] 合肥: 合肥工业大学, 2002