

文章编号: 1001-0920(2006)09-1015-05

一种无标定视觉伺服控制技术研究

赵杰, 李牧, 李戈, 闫继宏
(哈尔滨工业大学 机器人研究所, 哈尔滨 150080)

摘要: 在视觉伺服控制过程中无法精确地标定摄像机和机器人运动学模型, 而当前的无标定视觉伺服控制技术或者只能针对静态的目标, 或者针对动态目标但无法摆脱大偏差的影响。针对此问题, 提出一种动态无标定的视觉伺服控制方法: 基于非线性方差最小化法控制机器人跟踪运动目标, 利用动态拟牛顿法估计图像雅可比矩阵, 采用迭代最小二乘法提高系统的稳定性并提出大偏差条件下的无标定控制策略。仿真实验证明了该方法的正确性和有效性。

关键词: 无标定视觉伺服; 方差最小化; 图像雅可比矩阵估计; 迭代最小二乘法; 大偏差估计

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A

Study on Uncalibrated Visual Servoing Technique

ZHAO Jie, LIM u, LI Ge, YAN Ji-hong

(Institute of Robotics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China Correspondent: LIM u, E-mail: mulihit@163.com)

Abstract: It is impossible to get precise parameters to calibrate model of camera and robot kinematics, while some uncalibrated visual servoing technique are only for static target and some for dynamic target but can not dismiss effect of large residual. An uncalibrated method for visual servoing technique is presented. The robot system is controlled using dynamic nonlinear least squares optimization technique to tracking moving target. Dynamic quasi-Newton approach is used to estimate image-jacobian matrix. System is more stable using recursive least squares algorithm. The approach for estimation of large residual is proposed. Simulation result shows that the algorithm is of validate and correct.

Key words: Uncalibrated visual servoing; Least squares optimization; Image Jacobian; RLS; Large residual estimation

1 引言

20世纪90年代后期, 视觉伺服控制成为机器人研究领域的热点。当前, 视觉伺服控制方法可按反馈信号分为基于位置的和基于图像的视觉伺服控制以及2.5D结构控制^[1,2]。这些方法的实现都需要精确的标定摄像机模型和机器人运动学模型, 但在实际中, 不可能实现对系统的精确标定^[3], 这一缺陷大大限制了视觉伺服控制在实际生活中的应用。鉴于此, 一种与机器人和摄像机类型以及摄像机位置均无关, 即不需要标定系统模型的无标定视觉伺服控制成为学术界研究的重点。

HO SODA^[4]首先提出了采用Brodyen方法在线估计图像雅可比矩阵, 这一基本理论成为无标定视觉伺服控制的理论基础。Kin等^[5]提出了针对“静态”目标的无标定视觉伺服控制方法, 该方法充分考虑到较大偏差对系统的影响, 能较好地跟踪静止的或者运动速度很慢的物体, 同时要求系统采样周期足够小。因为这种方法建立在针对静态目标的基础之上, 所以当上述条件不能满足时, 还需要研究一种预测运动物体位姿的算法, 不具备良好的实时性, 实现起来也很复杂繁琐, 具有一定的局限性。Piepmier^[6]提出了针对“动态”目标的方法, 该方法

收稿日期: 2005-06-27; 修回日期: 2005-08-10

基金项目: 国家863计划项目(2001AA 422250)。

作者简介: 赵杰(1968—), 男, 河北卢龙人, 教授, 博士生导师, 从事多传感器融合技术、机器人遥操作技术等研究;
李牧(1977—), 男, 哈尔滨人, 博士生, 从事机器人视觉、数字图像处理等研究。

既可以跟踪静止的目标,也可以跟踪运动的目标,而且不会受到物体运动速度和采样周期的限制,具有较好的实时性,但其缺陷在于忽略了偏差对系统的影响。当偏差较小时(该条件在试验中容易取得),影响是微弱的;当偏差较大时,如果忽略系统影响,系统响应将会变坏,甚至导致控制失败。在实际工业生产中,偏差较大的情况经常发生,因此,上述方法存在的缺点阻碍了无标定视觉伺服控制的进一步推广。

针对上述方法的不足,本文提出一种无标定视觉伺服控制方法:既可以跟踪运动目标,又可以跟踪静止的目标,无论偏差大小,都可以实现伺服控制任务,同时不受采样周期的制约。显然,这种方法克服了其他方法的缺点,扩大了无标定视觉伺服控制方法的应用领域。

2 无标定的动态视觉伺服控制方法

图像雅克比矩阵用来描述机器人末端执行器的速度与图像特征变化的关系。一个点在图像特征空间可用 m 维向量来表示: $f = [f_1, f_2, \dots, f_m]^T$ 。假定一个机器人具有 n 个自由度,则在机器人工作空间中的点可以用 n 维向量来表示: $q = [q_1, q_2, \dots, q_n]^T$, 则 $f = Jq$, $J \in R^{m \times n}$ 。 J 称为复合雅克比矩阵或图像雅克比矩阵,下文提及的图像雅克比矩阵均指 J 。

在摄像机平面上,用 $e(t)$ 表示目标物体的位置,因为目标物体的运动变化只与时间有关,所以其位置只是一个时间函数。用 $e(q)$ 表示机器人末端执行器位置,它是关节角 q 的函数, $q \in R^n$ 。关节角 q 和时间 t 互不相关,因为随时间变化关节角可取任意值,所以在摄像机平面上,机器人末端执行器和目标物体之间的误差可表示为

$$f(q, t) = e(q) - e(t). \quad (1)$$

机器人运动学和成像几何导致 $f(q, t)$ 为非线性函数。因为目标物体是运动的,需要充分考虑其运动速度和采样时间,因此采用动态的非线性方差最小化方法实现对机器人的控制^[5-7]。

2.1 动态的非线性方差最小化方法

定义方差最小化函数为

$$F(q, t) = \frac{1}{2} f^T(q, t) f(q, t). \quad (2)$$

将式(2)在 (q_k, t_k) 点展开泰勒级数

$$F(q, t) = F(q_k, t_k) + \frac{\partial F_k}{\partial q} (q - q_k) + \frac{\partial F_k}{\partial t} (t - t_k) + \dots \quad (3)$$

令 $F(q, t)$ 的一阶泰勒级数的仿射模型为 $m(q, t)$, 则

$$m_k(q, t) =$$

$$F(q_k, t_k) + \frac{\partial F_k}{\partial q} (q - q_k) + \frac{\partial F_k}{\partial t} (t - t_k), \quad (4)$$

$$m_k(q_{k+1}, t_{k+1}) = F(q_{k+1}, t_{k+1}) \dots \quad (5)$$

将式(5)代入式(4)得

$$F(q_{k+1}, t_{k+1}) = F(q_k, t_k) + \frac{\partial F_k}{\partial q} (q_{k+1} - q_k) + \frac{\partial F_k}{\partial t} (t_{k+1} - t_k) + \dots \quad (6)$$

$F(q, t)$ 是 $f(q, t)$ 的平方和,存在极小值,对固定的采样周期,可令 $F(q_{k+1}, t_{k+1})$ 在 q_k 的一阶导数为0,使其最小化,并将高阶导数忽略,由式(6)可知

$$\frac{\partial F_k}{\partial q} + \frac{\partial F_k}{\partial q^2} (q_{k+1} - q_k) + \frac{\partial F_k}{\partial t} (t_{k+1} - t_k) = 0 \quad (7)$$

移项解得

$$q_{k+1} = q_k - \frac{\frac{\partial F_k}{\partial t} (t_{k+1} - t_k) + \frac{\partial F_k}{\partial q}}{\frac{\partial F_k}{\partial q^2}} \quad (8)$$

由式(2)得

$$\begin{aligned} \frac{\partial F_k}{\partial q} &= J_k^T f_k, \quad \frac{\partial F_k}{\partial t} = J_k^T \frac{\partial f_k}{\partial t}, \\ \frac{\partial F_k}{\partial q^2} &= J_k^T J_k + \frac{\partial f_k}{\partial q} f_k = J_k^T J_k + S_k \end{aligned} \quad (9)$$

式中

$$f_k = f(q_k, t_k), \quad J_k = \frac{\partial f_k}{\partial q},$$

$$S_k = \frac{\partial f_k}{\partial t} f_k, \quad \Delta t = t_k - t_{k-1}$$

将式(9)代入式(8)得

$$q_{k+1} = q_k - \frac{J_k^T \frac{\partial f_k}{\partial t} \Delta t + J_k^T f_k}{J_k^T J_k + S_k} \quad (10)$$

注1 “动态”是指式(10)体现了目标物体的运动速度。当目标物体的运动速度为0时,偏差速度与时间增量的乘积项 $(\frac{\partial f_k}{\partial t} \Delta t)$ 为0,这时该方法成为针对“静态”目标的方法,此即为无标定视觉伺服控制方法中“动态”和“静态”的区别。所以,动态的非线性方差最小化有较好的效果,既能跟踪静止的目标,也能跟踪运动的目标。

计算 J 需要标定系统的模型,即需要获得系统的精确参数。但在实际中,无法取得系统的精确参数,而且在动态环境中,摄像机参数还会发生显著的变化,为解决这一问题,本文采用拟牛顿法实现对图像雅克比矩阵的估计^[6]。

2.2 动态拟牛顿法估计图像雅克比矩阵

令 \hat{J} 表示对 J 的估计. 偏差函数 $f(q, t)$ 的一阶泰勒级数仿射模型可定义为 $m(q, t)$, 忽略高阶导数项, 则

$$m_k(q, t) = f(q_k, t_k) + \hat{J}_k(q - q_k) + \frac{\partial \hat{f}_k}{\partial t}(t - t_k), \quad (11)$$

$$m_k(q_{k-1}, t_{k-1}) = f(q_{k-1}, t_{k-1}) = f_{k-1}. \quad (12)$$

将式(12)代入式(11), 整理并移项得

$$\hat{J}_k(q_k - q_{k-1}) + \frac{\partial \hat{f}_k}{\partial t}(t_k - t_{k-1}) = f_k - f_{k-1}, \quad (13)$$

式中

$$f_k = f(q_k, t_k), f_{k-1} = f(q_{k-1}, t_{k-1}).$$

式(13)两边同时减去 $\hat{J}_{k-1}(q_k - q_{k-1})$ 并整理得

$$\Delta \hat{J} \Delta q = \Delta f - \frac{\partial \hat{f}_k}{\partial t} \Delta t - \hat{J}_{k-1} \Delta q, \quad (14)$$

式中

$$\Delta \hat{J} = \hat{J}_k - \hat{J}_{k-1}, \Delta q = q_k - q_{k-1},$$

$$\Delta t = t_k - t_{k-1}, \Delta f = f_k - f_{k-1}.$$

对等式两边同时转置得

$$\Delta q^T \Delta \hat{J}^T = (\Delta f - \frac{\partial \hat{f}_k}{\partial t} \Delta t - \hat{J}_{k-1} \Delta q)^T. \quad (15)$$

由式(15)可以解出 $\Delta \hat{J}$ 的最小范数解为

$$\hat{J}_k = \hat{J}_{k-1} + \frac{(\Delta f - \hat{J}_{k-1} \Delta q - \frac{\partial \hat{f}_k}{\partial t} \Delta t) \Delta q^T}{\Delta q^T \Delta q}. \quad (16)$$

式(16)对雅克比矩阵的估计充分考虑到了物体是处于运动状态的, 一旦物体运动速度变为 0 时, $\frac{\partial \hat{f}_k}{\partial t} \Delta t$ 也为 0, 所以这种估计方法对于物体处于静态的情况下也适用

2.3 迭代最小二乘法

针对式(16)估计的雅克比矩阵会出现发散现象, 影响系统的响应, 应用迭代最小二乘法(RLS)可以提高控制系统的稳定性^[8]. 变化的仿射模型的成本函数为

$$C_k = \sum_{i=1}^n \lambda^{k-i} \Delta m_i^2. \quad (17)$$

式中 λ 为遗忘因子且 $0 < \lambda < 1$, 其取值对系统性能影响较大. 引入 RLS 的目的是将 C_k 最小化, 即

$$p_k = \frac{1}{\lambda} (p_{k-1} - \frac{p_{k-1} \Delta q \Delta q^T p_{k-1}}{\lambda + \Delta q^T p_{k-1} \Delta q}),$$

$$\hat{J}_k = \hat{J}_{k-1} + \frac{(\Delta f - \hat{J}_{k-1} \Delta q - \frac{\partial \hat{f}_k}{\partial t} \Delta t) \Delta q^T p_{k-1}}{\lambda + \Delta q^T p_{k-1} \Delta q}. \quad (18)$$

2.4 对大偏差的动态估计

式(10)中 S_k 的值难以计算, 但在采样周期 Δt 足够小且能满足系统控制要求的条件下, 如果 f 在初始时刻的选取就较小(即小偏差), 那么在控制过程中 f 将随 θ 逐渐趋近目标值而趋近于 0, 这种情况下 S_k 可以忽略不计, 该条件在实验室中容易得到. 当前均采用将大偏差忽略不计的方法^[7], 但当偏差较大时, S_k 的值可能出现大于 $J_k^T J_k$ 的情况, 此时若忽略 S_k , 系统的响应会变坏, 甚至无法完成跟踪任务. 因此提出了对 S_k 的估计, 即

$$S_k = \frac{\partial \hat{f}_k^T}{\partial q} f_k = \sum_{i=1}^m \frac{\partial f_i(q_k, t_k)}{\partial q^2} f_i(q_k, t_k), \quad (19)$$

$$\frac{\partial \hat{f}_k^T}{\partial q} = \sum_{i=1}^m \frac{\frac{\partial f_i(q_k, t_k)}{\partial q} - \frac{\partial f_i(q_{k-1}, t_{k-1})}{\partial q}}{q_k - q_{k-1}}. \quad (20)$$

将式(20)代入式(19), 有

$$S_k = \sum_{i=1}^m \frac{\frac{\partial f_i(q_k, t_k)}{\partial q} - \frac{\partial f_i(q_{k-1}, t_{k-1})}{\partial q}}{q_k - q_{k-1}} f_i(q_k, t_k). \quad (21)$$

将式(21)两边同乘以 Δq 得

$$S_k \Delta q = (J_k - J_{k-1}) f_k \quad (22)$$

将式(22)两边同时转置并求最小范数解为

$$S_k = \frac{(J_k - J_{k-1}) f_k \Delta q^T}{\Delta q^T \Delta q}. \quad (23)$$

综上所述, 本文提出的动态无标定视觉伺服控制方法可总结为

$$q_{k+1} = q_k - \frac{J_k^T \frac{\partial \hat{f}_k}{\partial t} (t_{k+1} - t_k) + J_k^T f_k}{J_k^T J_k + \frac{(J_k - J_{k-1}) f_k \Delta q^T}{\Delta q^T \Delta q}},$$

$$p_k = \frac{1}{\lambda} (p_{k-1} - \frac{p_{k-1} \Delta q \Delta q^T p_{k-1}}{\lambda + \Delta q^T p_{k-1} \Delta q}),$$

$$\hat{J}_k = \hat{J}_{k-1} + \frac{(\Delta f - \hat{J}_{k-1} \Delta q - \frac{\partial \hat{f}_k}{\partial t} \Delta t) \Delta q^T p_{k-1}}{\lambda + \Delta q^T p_{k-1} \Delta q}. \quad (24)$$

3 仿真实验

仿真实验在 Matlab 平台下完成且使用了机器人工具箱^[9]. 摄像机焦距为 6 mm, 位于 xoy 平面上方 0.7 m 处, 图像分辨率为 $N_x = N_y = 5/20$ (mm/pixel), 即 1 pixel = 0.25 mm, 图像平面大小为 640×480 , 其轴线与 z 轴重合, 机器人为二连杆, 每一连杆长为 1 m. 机器人末端执行器在摄像

机平面的初始坐标为 (34, 0), 目标物体的起始位置与机器人末端执行器的起始位置相同, 目标物体在工作平面上的运动轨迹为

$$x = 2\cos(Q_1 t),$$

$$y = 2\sin(Q_1 t).$$

在此情况下, 末端执行器和运动物体在初始时刻的位置偏差为 0 图 1 为机器人末端执行器在摄像机平面对运动目标跟踪的效果图, 圆圈代表运动物体的轨迹, 实点代表末端执行器的运动轨迹 采用动态方差最小化法控制机器人, 采用动态拟牛顿法对图像雅可比矩阵估计, 利用 RLS 校正系统 这里, $p_0 = 100\ 000I$, $I \in R^2$, 当偏差小于或者等于 5 个像素时, $\lambda = 0.8$, 否则 $\lambda = 0.05$ 采样周期为 31 ms

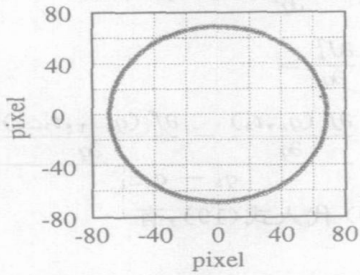
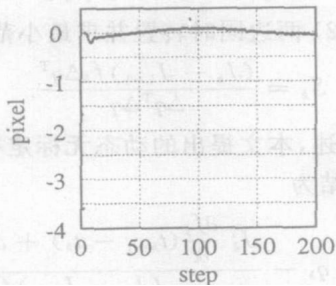
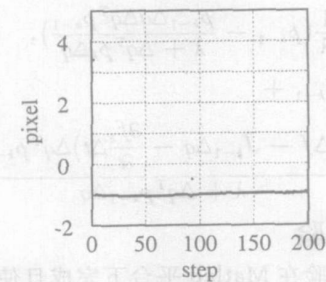


图 1 小偏差条件下采用 RLS 算法的目标和机器人末端执行器运动轨迹

图 2(a) 和 (b) 分别为摄像机平面 x 方向和 y 方向上机器人末端执行器与目标物体之间的偏差



(a) x 方向



(b) y 方向

图 2 x, y 方向的像素误差

从图 1 中可以看到, 系统响应曲线较为平滑, 只有一个点出现比较轻微的发散现象, 表明机器人末端执行器可以确切地跟踪运动物体的轨迹 从图

2(a) 和 (b) 中可以看到只需要约 10 个采样周期, 系统即可达到稳定, 且跟踪效果较好, 误差较小, 这证明无标定视觉伺服控制方案是有效的

将机器手在摄像机平面上的初始位置坐标设定为 [45, 47], 其他各项试验条件不变, 即运动物体起始位置仍然为 [34, 0], 若没有实施对大偏差的估计, 且试验中对遗忘因子不断调解, 控制仍无法完成 机器人末端执行器对运动物体的跟踪曲线如图 3 所示

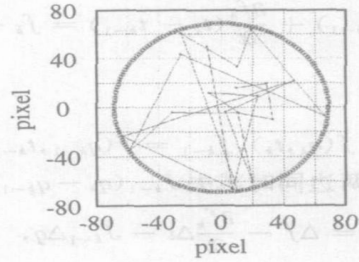


图 3 大偏差情况下没有施加大大偏差控制方法的跟踪曲线

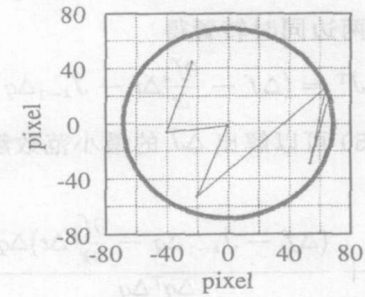
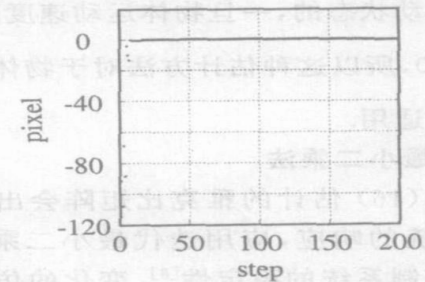
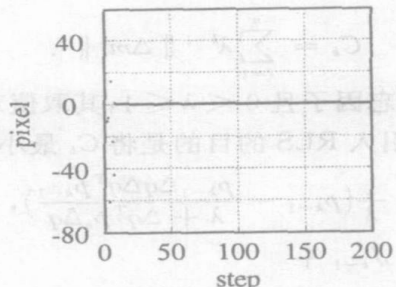


图 4 采用大偏差控制方法的跟踪曲线



(a) x 方向



(b) y 方向

图 5 采用大偏差控制方法的误差曲线

从图3可以发现机器人在这种情况下无法完成对目标物体的跟踪,与前述实验比较分析可知,出现这一情况的原因是忽略了大偏差对系统响应的影响。因此,加入对大偏差估计的控制方法,响应曲线如图4所示,误差曲线如图5所示。

由图4和图5可以看出,经过8次迭代系统即达到稳定,一旦机器人末端执行器能跟踪目标物体的运动轨迹后,就不再出现发散点。而在图1中,系统达到收敛后还出现了1个发散点,这说明小偏差情况下虽然对系统的影响可以忽略,但并不是没有影响,只是对系统的影响较小。采用针对大偏差的控制方法,可消除它对系统的影响。

4 结 语

本文提出了基于动态的方差最小化原理控制机器人,采用动态的拟牛顿法估计图像雅克比矩阵,可以将科研人员从标定摄像机和机器人模型的窠臼中解放出来。针对系统在个别时刻出现的不稳定现象,采用RLS算法可以改善输出响应。本文提出的对大偏差估计的控制方法可以较大地改善系统的输出响应,增强了无标定视觉伺服控制理论的实用性。仿真实验证明本文提出的算法是有效的,并取得了较好的效果。

参考文献(References)

[1] Hutchinson S, Hager G, Corke P. A Tutorial Introduction to Visual Servo Control[J]. *IEEE Trans*

- on Robotics and Automation*, 1996, 12(5): 651-670
- [2] Chaumette F, Malis E. 21/2D Visual Servoing: A Possible Solution to Improve Image-based and Position Based Visual Servoings[A]. *IEEE Int Conf on Robotics and Automation*[C]. San Francisco, 2000: 630-635
- [3] Malis E. Visual Servoing Invariant to Changes in Camera-intrinsic Parameters [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2004, 20(1): 72-81.
- [4] Hosada K, Asada M. Versatile Visual Servoing without Knowledge of True Jacobin [A]. *Proc IEEE/RSJ Int Conf Intell Robot System* [C]. New York, 1994: 186-191.
- [5] Kim G W, Lee B H, Kim M S. Uncalibrated Visual Servoing Technique Using Large Residual [A]. *Proc IEEE Int Conf Robotics and Automation* [C]. Taipei, 2003: 3315-3320
- [6] Piepmeyer J A. Experimental Results for Uncalibrated Eye-in-hand Visual Servoing [A]. *Proc IEEE Int Conf Robotics and Automation* [C]. Annapolis, 2003: 335-339
- [7] Xiang L J, Si B Y, Xue D Y. Model Independent Uncalibration Visual Servo Control [J]. *Robot*, 2003, 25(5): 424-427.
- [8] Xie X M, Ding F. *Adaptive Control System* [M]. Beijing: Press of Tsinghua University, 2002: 62-78
- [9] Corke P. A Robotics Toolbox for Matlab [J]. *IEEE Robotics and Automation*, 1996, 3(1): 24-32

(上接第1014页)

参考文献(References)

- [1] Levent Ertöz, Michael Steinbach, Vipin Kumar. A New Shared Nearest Neighbor Clustering Algorithm and Its Applications [A]. *2nd SIAM Int'l Conf on Data Mining (SDM 2002)* [C]. SIAM Press, 2002: 105-115.
- [2] Zhao Y C, Song Junde. GDLC: A Grid-based Density-isoline Clustering Algorithm [A]. *Proc of 2001 Int Conf on Info-tech and Info-net* [C]. Beijing: IEEE Press, 2001: 140-145.
- [3] Hsu C M, Chen M S. Subspace Clustering of High Dimensional Spatial Data with Noises [A]. *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining: 8th Pacific-Asia Conf PA KDD 2004* [C]. Heidelberg: Springer, 2004: 31-40.
- [4] Eden W M Ma, Tommy W S Chow. A New Shifting Grid Clustering Algorithm [J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(3): 503-514.

- [5] Karypis G, Han E H, Kumar V. Chameleon: A Hierarchical Clustering Algorithm Using Dynamic Modeling [J]. *IEEE Computer*, 1999, 32(8): 68-75.
- [6] Levent Ertöz, Michael Steinbach, Vipin Kumar. Finding Clusters of Different Sizes, Shapes, and Densities in Noisy, High Dimensional Data [A]. *Proc of the 3rd SIAM Int Conf on Data Mining (SDM 2003)* [C]. San Francisco: SIAM Press, 2003: 1-12.
- [7] Vladimir E C, Ickjai Lee. AutoClust: Automatic Clustering via Boundary Extraction for Mining Massive Point-data Sets [A]. *Proc of the 5th Int Conf on Geocomputation* [C]. Greenwich, 2000.
- [8] Zhao Y C, Song M, Xie F, et al. Clustering Datasets Containing Clusters of Various Densities [J]. *J of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2003, 26(2): 42-47.