

·信号与信息处理·

基于 mean-shift 的多目标粒子滤波跟踪算法设计

杨 伟^{1,2}, 柴 奇³

(1. 合肥电子工程学院 安徽省红外与低温等离子体重点实验室, 安徽 合肥 230037;
2. 92602 部队, 浙江 宁波 315031; 3. 73678 部队, 福建 厦门 361009)

摘 要:针对视频序列中多目标的跟踪问题,提出一种基于 mean-shift 和粒子滤波的多目标混合跟踪算法,采用目标之间的距离门限和相似度门限,结合 mean-shift 算法和粒子滤波跟踪算法解决了目标遮挡的问题.实验结果表明,该算法能在保证多目标跟踪效果的同时减少跟踪的时间,有效提高了设计的跟踪系统的实时性.

关键词:mean-shift;多目标跟踪;特征匹配;粒子滤波

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-1255(2009)04-0067-04

An Multi-Target Tracking Algorithm Based on Mean-Shift and Particle Filter

YANG Wei^{1,2}, CHAI Qi³

(1. Key Lab of Infrared and Low Temperature Plasma of Anhui Province, Hefei Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China; 2. 92602 Army Unit, Ningbo 315031, China; 3. 73678 Army Unit, Xiamen 361009, China)

Abstract: Aiming at the problems of multi-target tracking in video sequence, a multi-target tracking algorithm based on mean-shift and particle filter is proposed, which resolves the problem of target shielding by adopting the distance threshold and similar degree threshold among the targets in combination with Mean-shift algorithm and particle filter tracking algorithm. Experiment results show that the multi-target tracking algorithm can reduce the tracking time while ensuring the effects of tracking multi-target, so that the capability of the designed tracking system is improved.

Key words: mean-shift; multi-target tracking; feature matching; particle filter

在视频序列中对指定目标进行稳健、有效的跟踪是机器视觉中一个极具挑战性的研究领域.一个实用的跟踪系统不但要求能够实时适应目标因各种运动导致的外观变化,而且要求对场景中存在的诸如遮挡、光照变化等因素的影响不敏感.近年来,mean-shift 算法以其无需参数、快速模式匹配的特性被广泛应用到目标跟踪领域.然而,由于 mean-shift 算法抗遮挡能力比较差,因此在 mean-shift 框架下的多目标跟踪算法并不多见.粒子滤波(PF)为解决非高斯非线性系统的目标跟踪问题提供了有效手段.它基于蒙特卡罗方法实现递归贝叶斯估计,由于利用了随机粒子组离散地表示目标状态的后验概

率密度函数(PDF),该方法不受动态系统各个随机量分布形式的限制,能够有效地应用于非线性非高斯的运动系统中.粒子滤波跟踪算法有很好的鲁棒性,在目标遇到遮挡的情况下,采用改进的粒子滤波跟踪模式,能较好地解决遮挡情况下目标的遮挡问题.针对目标的跟踪中常出现的遮挡,以及多目标跟踪中目标与目标之间的遮挡问题,采用 mean-shift 算法结合粒子滤波跟踪算法对目进行跟踪.

1 mean-shift 跟踪算法

收稿日期:2009-04-07

作者简介:杨伟(1982-),男,陕西蓝田人,硕士研究生,研究方向为光学目标跟踪、图像处理.

1.1 mean-shift 基础^[1,2]

假设 d 维空间 R^d 中的样本集合 $\{x_i\} i=1 \cdots n$, 在点 x 处, 使用核 $K(x)$, 窗半径 h 的多变量核密度估计由式(1)计算

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n k\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (1)$$

一个核 K 的 profile 是 $[0, \infty] \rightarrow R$ 的函数 k , 它使得 $K(x) = k(\|x\|^2)$

使用 profile 来表示多变量核密度估计, 即

$$\hat{f}_{h,k}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \quad (2)$$

进而可以得到核密度梯度估计

$$\hat{\nabla} f_{h,k}(x) \equiv \nabla \hat{f}_{h,k}(x) = \frac{2}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (x-x_i) k' \left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \quad (3)$$

如果 $k(x)$ 在 $[0, \infty)$ 上除了有限个点外可导, 那么可以定义函数 $g(x) = -k'(x)$. 由 $g(x)$ 可以导出新的核 $G(x) = Cg(\|x\|^2)$, C 是归一化因子. 使用该核的多变量密度估计为

$$\hat{f}_G(x) = \frac{C}{nd^d} \sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \quad (4)$$

可以推导出

$$\hat{\nabla} f_{h,k}(x) = \hat{f}_{h,G}(x) \frac{2/C}{h^2} M_{h,G}(x) \quad (5)$$

$$\text{其中, } M_{h,G}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)} - x \quad (6)$$

被称为 mean-shift 向量, 即使用核 G 作为权值的加权平均, 与 x (核的中心) 的差, $k(x)$ 被称为 $g(x)$ 的影子. 式(5)稍加变形, 就有

$$m_{h,G}(x) = \frac{1}{2} h^2 C \frac{\hat{\nabla} f_{h,k}(x)}{\hat{f}_{h,G}(x)} \quad (7)$$

式(7)表明在 x 处, 使用核 G 计算的 mean-shift 向量正比于使用核 K 得到的归一化的密度梯度估计. 归一化要依靠使用核 G 计算的 x 处的密度估计. 因此 mean-shift 向量总是指向密度增大的最大方向. 这个关系也很直观, “局部平均值向着大多数点所在的区域移动”. mean-shift 向量和局部梯度估计平行, 它指向了估计密度的“定点”, 密度的模型就是那些“定点”. 反复地进行如下两步, 就是 mean-shift 过程:

(1) 计算 mean-shift 向量 $m_{h,G}(x)$

(2) 用 $m_{h,G}(x)$ 平移核 $G(x)$

1.2 核函数直方图^[3]

设目标图像由 n 个 M 级灰度的像素组成, $\{x_i\} i=1 \cdots n$, 表示它们的坐标. 设该图像中心点的坐标为 y , 则该目标图像对应的核函数直方图定义为

$$\hat{q} = C \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y-x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[B(x_i) - b] \quad (8)$$

式中, \hat{q} 为直方图分量 b 的值; m 为分量的个数 ($m < M$); $B(x_i)$ 为 x_i 处像素的量化值; h 为核函数窗宽, 它归一化图像坐标从而使得核半径为 1. 常数 C 由约束条件 $\sum_{b=1}^m \hat{q} = 1$ 得到. 核函数直方图实际上是一种颜色分布的加权表示, 权值由核函数 k 决定, 越靠近核中心权值越大. mean-shift 跟踪算法中普遍利用 $\{\hat{q}\} b=1, 2, \dots, m$ 表示目标模型.

1.3 基于 Bhattacharyya 系数度量的目标定位

假设模板的颜色特征具有密度函数 $\hat{q}^{[4]}$, 以 \hat{y} 为中心的候选区域具有特征分布 $\hat{p}(y)$, 那么在当前帧中定位目标即为寻找离散的 \hat{y} 点, 使得它的密度 $\hat{p}(y)$ 与目标的密度 \hat{q} 最为相似. 使用 Bhattacharyya 系数

$$\hat{p}(y) \equiv \rho[\hat{p}(\hat{y}), \hat{q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(\hat{y}) \hat{q}_u} \quad (9)$$

当有了目标及候选目标的描述, 并且有了衡量它们相似程度的准则后, 目标跟踪就变成了在当前帧中搜索对应于目标的新位置, 该位置使得以 \hat{y} 为自变量的距离函数取得最小值. 搜索从前一帧中目标的位置开始, 在其周围邻域内寻找.

2 运用 mean-shift 算法对多目标进行跟踪

在目标与背景或目标之间没有严重遮挡时, 采用 mean-shift 算法可以对多个目标进行实时有效的跟踪, 流程如图 1 所示.

3 粒子滤波跟踪算法框架

粒子滤波器的关键思想就是用一组加权的随机样本 $S = \{X^i, \omega^i\}_{i=1}^N$ 近似表示目标状态的概率分布. 每个样本参数中, X 表示目标某时刻的状态样本, ω 表示该样本的权值, 且有 $\sum_{i=1}^N \omega^i = 1$. 基于粒

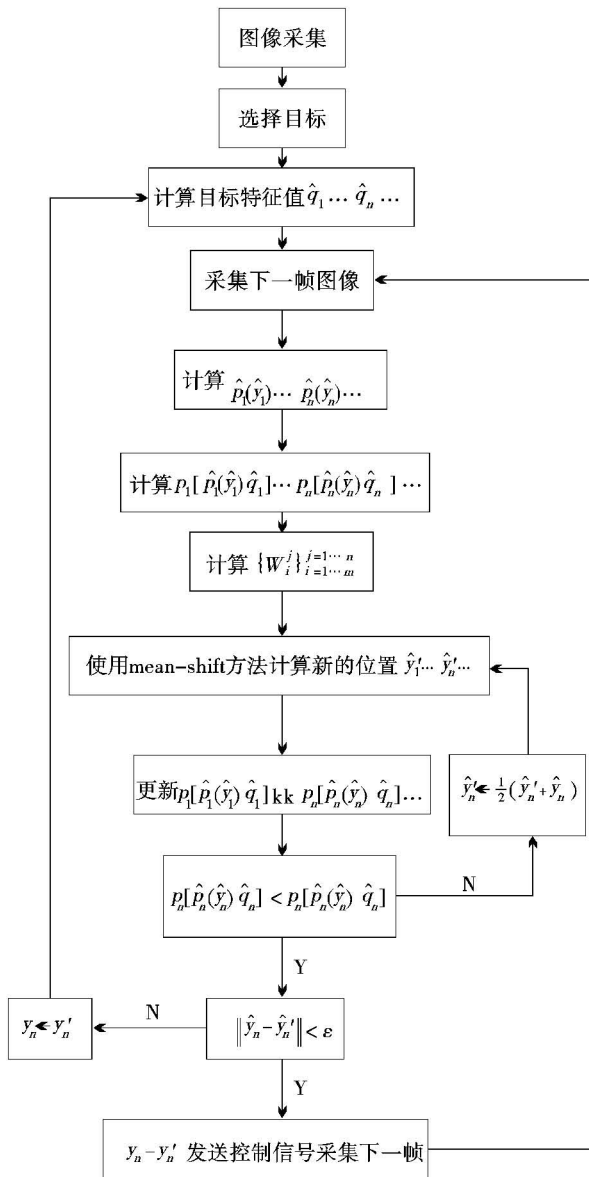


图 1 mean-shift 算法跟踪流程

子滤波理论的跟踪算法基本框架如下:

(1) 样本初始化 跟踪开始时,指定目标跟踪区域模板 $f(m, n)$, 以及目标的初始运动参数 $X^{init} = (x^{init}, y^{init})$. 取粒子数为 N , 其权值 ω_i 初始值为 $1/N$, 每个粒子代表目标的一个可能的运动状态, 也就是目标的一个可能的位置, 并且每个粒子都具有 2 个参数: $X^i = (x^i, y^i)$, $i = 1, 2, 3 \dots N$, i 粒子参数的初始值取为: $x^i = x^{init} + b_1 \xi$, $y^i = y^{init} + b_2 \xi$. 其中, ξ 为 $[-1, 1]$ 内的随机数, b_1, b_2 是常数.

(2) 粒子重采样 生成一组新的粒子 $\{X_{k-1}^i\}_{i=1, \dots, N-1}$

① 计算标准累加概率 $c'_{k-1} \quad c^0_{k-1} = 0, \dots, c^j_{k-1} = c^{j-1}_{k-1} + \omega^j_{k-1}$;

② 生成一组服从均匀分布的随机数 $u : U(0, 1)$;

③ 找到最小的 j , 使得 $c^j_{k-1} \geq u$;

④ 令 $X^i_{k-1} = X^j_{k-1}$.

(3) 目标状态转移 令 $X_k = [x_k, y_k]^T$ 表示 k 帧中目标位置的坐标向量, 首先假定目标的运动速度是变化的, 在每一帧计算前面连续 m 帧目标的移动速度的平均值作为本帧目标的运动速度向量, 记为

$$D_k = \begin{bmatrix} dx_k \\ dy_k \end{bmatrix} = \frac{1}{m} \sum_{n=k-m}^k |X_{n-1} - X_{n-2}|$$

设计系统动态模型为: $X_k = X'_{k-1} + D_k + Bv_k$ 其中, v_k 取 $[-1, 1]$ 内的随机数, $B = [b_1, b_2]^T$, b_1, b_2 为常数, 称为粒子的传播半径.

(4) 系统观测 取最小平均绝对差值函数为衡量相似程度的工具, 即对每个粒子可以计算一个相似值 $MAD^i, i = 1 \dots N$ 定义观测概率密度函数为: $p(z_k | x_k^i) = \exp\{-\frac{1}{2\sigma^2} MAD^i\}$ 其中, σ 为常数. 对各粒子的权值进行递推计算得: $w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i)$

(5) 目标位置的确定 利用加权准则确定目标的最终位置: $X_k^{opt} = \sum_{i=1}^N X_k^i \cdot w_k^i$

事实上, 步骤(2)并不是在每一个迭代过程中都需要的, 它的作用是在大量的粒子权值很小时, 采用增加权值大的粒子数目来避免计算浪费在权值较小的粒子上. 设置阈值 M 和阈值 Z , 当权值低于 Z 的粒子的个数超过 M 时, 才执行步骤(2), 进行重采样.

4 基于 mean-shift 和粒子滤波的混合跟踪算法

为了提高 mean-shift 在多目标跟踪过程中, 目标发生遮挡情况下的跟踪效果, 提出一种结合粒子滤波与 mean-shift 的混合算法, 第 k 帧混合算法的算法描述如下.

(1) 选择视场中感兴趣的运动目标, 记录该目标位置;

(2) 如果目标之间距离 $D_{ij} > T_d$, 则选择 mean-shift 算法跟踪; 如果 $D_{ij} < T_d$, 则选择粒子滤波算法跟踪, T_d 为设定的目标之间最小距离;

(3)应用 mean-shift 分别对选定目标进行跟踪,由得到的目标位置计算得出相似系数 $\hat{p}_n(\hat{y}_n)$,与预

先设定好的门限系数 ρ_T 比较,如果小于门限则代表目标可能遇到遮挡,系统转移到粒子滤波算法;

(4)输出目标位置输出,转入步骤(2)

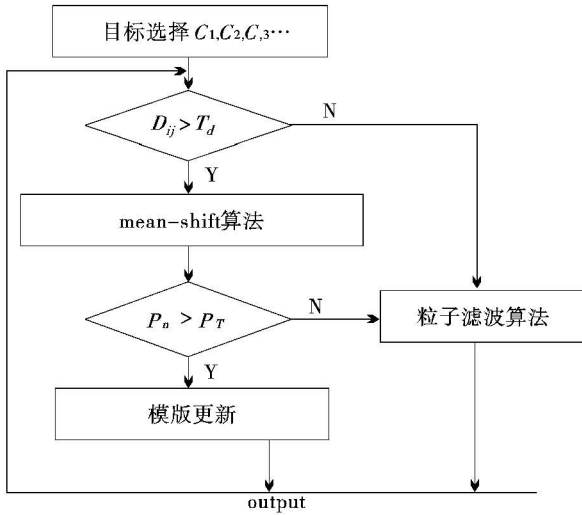


图2 粒子滤波的混合跟踪算法流程

5 实验结果

在计算机上进行了以上多目标跟踪的实验,采用 VC++ 6.0 和 OpenCV 实现了一个实验平台.当视场内出现多个呈一定运动规律的目标时,手动选择目标,系统均可以稳定跟踪目标.实验使用的是图像分辨率为 320×240 ,帧率为 25 帧/秒的视频图像序列对 2 个目标进行跟踪测试,图 3 给出了几幅比较典型的运动目标跟踪结果,从目标进入视场开始,手动选择目标,到目标发生遮至目标分开的整个跟踪过程.目标的运动轨迹如图 4.

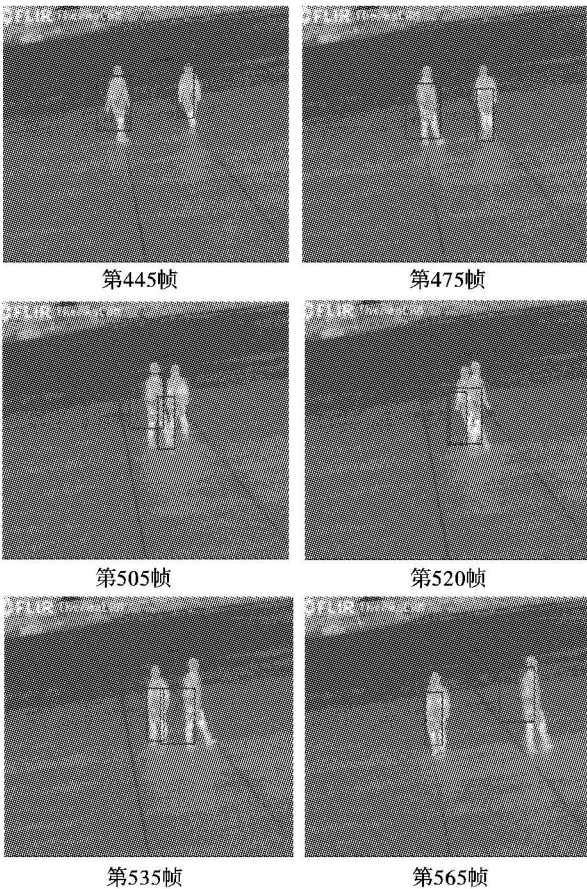


图3 视频图片序列跟踪结果

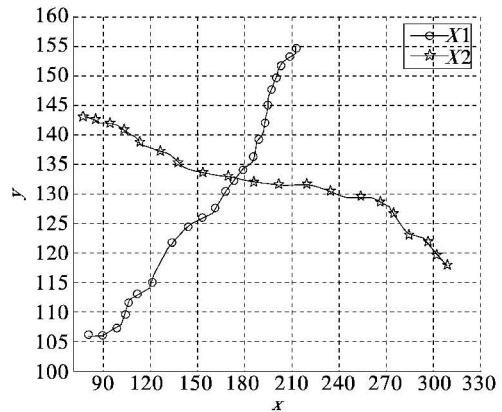


图4 目标运动轨迹

6 结 论

提出了一种基于 mean-shift 的多目标粒子滤波跟踪算法,并将其应用于目标检测与跟踪.结合 mean-shift 的简单快速和粒子滤波的抗遮挡的优点,较好地解决了多目标跟踪中目标的遮挡问题.实验结果显示,这种跟踪方法可以应用于对多个目标进行跟踪.

参考文献

[1] 孙剑,周凤岐,周军. 基于 mean-shift 的快速跟踪算法设计与实现[J]. 计算机工程, 2005, 15(8): 37-38.
 [2] 肖敬若. 复杂背景下的实时目标跟踪技术研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2006.
 [3] 彭宁嵩,杨杰,周大可,等. mean-shift 跟踪算法中目标

(下转第 72 页)

表示烟幕厚度, R_1 为烟幕边缘至目标背景之间的距离, R_2 为烟幕边缘至观察点之间的距离, 考虑到实际应用时, $R_1 \ll R_2$, 则 $R + R_2 \approx R$, $R_2 \approx R$, 则此时目标的视亮度为

$$L'_0 = L_0 e^{-\alpha R} e^{-\alpha_s R_s} + L_H(1 - e^{-\alpha R}) + L_s e^{-\alpha R} \quad (2)$$

式中, L_s 为烟幕亮度.

背景视亮度为

$$L'_b = L_b e^{-\alpha R} e^{-\alpha_s R_s} L_H(1 - e^{-\alpha R}) + L_s e^{-\alpha R} \quad (3)$$

由此可得烟幕遮蔽条件下目标背景视亮度对比 K_{ls} 为

$$K_{ls} = \frac{|L'_b - L'_o|}{\max(L'_b - L'_o)} = \frac{|L_b - L_o| e^{-\alpha R - \alpha_s R_s}}{\max(L_b, L_o) e^{-\alpha R - \alpha_s R_s} + L_H(1 - e^{-\alpha R}) + L_s e^{-\alpha R}} = \frac{K_l}{1 + \frac{L_H(e^{-\alpha R} - 1) + L_s}{\max(L_b, L_o) e^{-\alpha_s R_s}}} = \frac{K_l}{1 + \frac{r_H(e^{-\alpha R} - 1) + r_s}{\max(r_b, r_o) e^{-\alpha_s R_s}}} \quad (4)$$

式中, r_s 为烟幕亮度系数.

目标的发现概率 $P_{(D)}$ 为

$$P(D) = P(K_{ls} \geq \epsilon) = \varphi\left(\frac{K_{ls} - \mu}{\sigma}\right) \quad (5)$$

式中, $\varphi(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$

目标的条件识别概率 $P_{(R/D)}$ 为

$$P_{(R/D)} = \varphi\left(\frac{K_{ls} - \mu_r}{\sigma_r}\right) \quad (6)$$

式中, μ_r 为分辨级所要求的亮度对比阈均值; σ_r 为均方差.

目标的识别概率 $P_{(R)}$ 为

$$P_{(R)} = P_{(D)} \cdot P_{(R/D)} \quad (7)$$

上述算式说明, 烟幕的亮度与目标背景视亮度对比

成反比关系, 烟幕越亮, 则目标背景视亮度对比越低.

3 烟幕对激光的散射、反射效应

当激光照射到烟幕上时, 在其中形成光斑, 激光由烟幕上的光斑反射与散射出去.

激光探测设备接收烟幕散射的激光信号功率为

$$P_{rm} = \frac{P_t k_1 k_2 \tau_1 \tau_2 E A_r \rho}{2\pi R^2} \quad (8)$$

其中, R 为接收设备到烟幕上光斑的作用距离; p_t 为激光指示器功率; k_1 为激光器发射光学系统透过率; k_2 为接收系统光学透过率; τ_1 、 τ_2 为大气衰减系数; E 为烟幕消光度; A_r 为激光接收设备入瞳面积; ρ 为目标漫反射系数.

烟幕消光度与烟幕微粒成份、微粒大小等有直接关系. 上述算式说明, 烟幕消光度越大, 烟幕对激光反射、散射的功率越强.

4 结 论

烟幕模型反映了烟幕对光的传输影响与烟幕厚度、亮度及烟幕微粒成份等特性因素有关.

参考文献

- [1] 赵建林. 光学[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006: 104 - 110.
- [2] Cooke C K. Automatic Laser Tracking and Raming system[J]. Applied Optics, 1972: 227 - 284.
- [3] 林涛, 张建奇, 石云侠. 红外探测系统计算机仿真模型研究[J]. 光电技术应用, 2008, 23(2): 70 - 74.
- [4] K Fukunaga, L D Hostetler. The Estimation of the Gradient of a Density Function, with Applications in Pattern Recognition[J]. IEEE Trans. Info. Theory, 1975, IT - 21(1): 32 - 40.
- [5] 郑江滨. 视频监控中运动目标的检测与跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(10): 34 - 37.
- [6] 段萌远, 于俊清, 王锦基. 基于活动状态预测与分类的多目标跟踪[J]. 计算机工程与科学, 2007, 29(11): 43 - 45.
- [7] 何东风. 人脸识别的技术研究与实现[D]. 广东: 广东工业大学, 2004.
- [8] 卢晓鹏, 殷学民, 邹谋炎. 一种基于颜色分布的混合视频跟踪方法[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(2): 260 - 261.
- [9] 姚剑敏. 粒子滤波跟踪方法研究[D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2004.

(上接第 70 页)

模型的自适应更新[J]. 数据采集与处理, 2005, 20(2): 126 - 1290.