

# 未知环境中一种基于激光雷达的全局位姿估计算法

A Laser Based Global Pose Estimation Algorithm for Mobile Robot in Unknown Environments

董 斌 杨 明 王 宏

(清华大学计算机系智能技术与系统国家重点实验室 北京100084)

**Abstract** Pose estimation plays key role in mobile robot. In this paper we introduce our Tangent based hybrid scan-matching algorithm—TAHICP. TAHICP exhibits good relative pose estimation performance, but when used for global pose estimation, it has serious problem of accumulative error. To overcome this problem, based on TAHICP, we present a TAHICP-TF algorithm, which fuses some estimations of a global pose by means of Kalman filter, and significantly decreases the accumulative error in global pose estimation. The proposed TAHICP-TF algorithm has been tested on both synthetic data and real range data from outdoor environment. Experimental results demonstrate its high accuracy and high robustness to noises in global pose estimation.

**Keywords** Laser ranger finder, Pose estimation, Mobile robot, Temporal fusion, Kalman filter

## 1. 引言

在许多应用中,移动机器人都必须知道它自身的位置<sup>[1]</sup>,以及如何在不断跟踪自身的全局位姿的同时有效地到达环境中的另一个位置。因此近年来机器人的自定位获得了研究人员的广泛关注。由于激光雷达具有精度高的特点,已成为多数移动机器人配备的传感器之一,研究人员也提出了许多基于激光雷达的定位方法<sup>[2]</sup>。这些方法主要分为两大类:把距离数据与全局地图进行匹配的方法和匹配一对距离数据帧的方法。在未知环境中,由于不具备先验地图,机器人只能使用两帧距离数据帧匹配的方法来跟踪位姿,并逐渐地建立起全局地图。

基于机器人在平面上运动的假设下,其位姿一般可以用三元组 $(x, y, \theta)$ 来表示,其中 $x$ 和 $y$ 对应于机器人的坐标, $\theta$ 表示机器人的方向。在未知环境中,机器人从一个初始位姿 $D_0$ 开始,经过一个位姿序列 $D_i, i=1, \dots, n_{pose}$ 。在此,初始位姿 $D_0$ 一般定义为零向量,而其它位姿 $D_i$ 则表示机器人相对于初始位姿 $D_0$ 的位置和方向。我们用 $D_{ij}$ 来表示 $D_i$ 相对于 $D_j$ 的相对位姿。

匹配两帧距离数据来定位,就是通过旋转和平移当前数据帧,使得当前帧与参考帧之间的重叠最大来获得相对位姿估计。其中最直接的方法就是在三维位姿空间中搜索,但是由于位姿空间太大,因此需要很高的计算量。Weiss 提出了角度直方图 AH (Angle Histogram)算法,把三维搜索简化为三个一维搜索<sup>[3]</sup>。但是,该方法要求环境具有较明显的直线特征,而且它的精度依赖于角度量化的程度。最近点迭代 ICP (Iterative Tangent Closest Point)算法通过搜索点到点的对应来匹配两帧数据,这使得该算

法在不具备明显直线特征的环境中也具有较高的精度。ICP 算法的缺点是收敛速度慢,存在局部最小值问题。为了解决以上问题,我们提出了 TAHICP 算法,它包含了 AH 和 ICP 算法的改进算法,在相对位姿的计算中,明显地提高了精度、鲁棒性和收敛速度<sup>[4]</sup>。

使用 TAHICP 得到相对位姿估计,然后由位姿变换来估计全局位姿,会存在严重的累计误差问题。为此,在 TAHICP 算法的基础上,本文提出了时序融合 TAHICP-TF (Temporal Fusion)算法,它通过融合由当前帧与不同的参考帧匹配并变换得到的全局位姿估计,来减少全局位姿中的累计误差。

在本文第2节中,我们简单介绍 TAHICP 算法。第3节详细说明 TAHICP-TF 算法。第4节中给出了我们的实验结果和误差比较。最后给出了结论和下一步的工作。

## 2. 基于切线的数据帧匹配算法 TAHICP

由于 AH 算法和 ICP 算法都有各自的优缺点,而且两者具有较大的互补性,因此我们组合两者提出了 TAHICP 算法。首先使用 M 估计器计算出每一个距离数据点的切线方向。然后使用 AH 的改进算法 HTAH (Hough transform based Tangent Angle Histogram)计算粗略的旋转角度。最后,以该角度为初始旋转角度估计,应用 ITCP 算法的改进算法 ITCP (Iterative Tangent Closest Point)来估计相对位姿。

### 2.1 HTAH 算法

假设扫描数据中相邻数据点表示一条直线,我们可以计算出一帧中所有相邻点对的线段方向并把

方图 AH。分析表明,如果传感器的感知距离是无限的,角度直方图对于机器人的平移近似不变,机器人的旋转仅仅会在直方图中产生一个相移。通过两帧直方图的交叉相关就可以得到旋转角度<sup>[3]</sup>。

针对标准 AH 算法对噪声比较敏感的缺点, Dubrawski 提出了 HAH (Hough Transform based Tangent Angle Histogram) 算法。该算法利用 Hough 变换的鲁棒性,极大地提高了 AH 算法对噪声的鲁棒性,但同时也增加了算法的时间复杂度<sup>[4]</sup>。

HTAH 算法是 HAH 的一个改进算法,它利用了距离数据实际上表示的是曲线的特点,通过改变 Hough 变换的投票方法,在不降低精度和鲁棒性的同时,减少了大量的计算时间。

## 2.2 ITCP 算法

ICP 算法是一种迭代形式的算法。在每一次迭代中,ICP 都去寻找一帧中的数据点在另一帧中的最近点作为对应点,利用这些对应点对,可以通过最小化以下距离函数:

$$E_{\text{dist}}(\theta, T) = \sum_{i=1}^n \|R_\theta P_i + T - P'_i\|^2 \quad (1)$$

来得到旋转和平移。其中  $\theta$  和  $T$  分别表示旋转和平移。 $\{P_i, P'_i\}$  是由最近点规则得到的对应点对。该函数可以推导出最小二乘闭合解<sup>[5,6]</sup>。ICP 算法的缺点是收敛速度慢,尤其是在存在类孔效应的环境中。

因此,我们在 ITCP 算法中对不同的对应点对赋予不同的权重,从而加快某些方向上的收敛速度。函数(1)也相应变换为

$$E_{\text{dist}}(\theta, T) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \|R_\theta P_i + T - P'_i\|^2 \quad (2)$$

其中的  $\lambda_i$  为权重。

## 3. 时序融合 TAHICP-TF 算法

TAHICP 能够计算出较精确的相对位姿,但是直接使用相对位姿估计的结果变换得到的全局位姿存在较大的累计误差。一个好的解决办法是将多个全局位姿估计结果融合。由于两帧匹配算法的本质是通过使两个距离数据帧之间的重叠最大来得到相对位姿,因此使用不同的参考帧,可以得到同一全局位姿的多个估计。例如,当估计一个全局位姿  $D_i$  时,我们首先计算出  $D_i$  相对于  $D_j$  的相对位姿估计  $\hat{D}_{ij}$ ,其中全局位姿估计  $\hat{D}_j$  已经被计算出来,然后通过位姿变换得到估计  $\hat{D}_i$ 。选择不同的参考位姿  $D_j$ ,比如  $D_{i-1}$  或者  $D_{i-2}$ ,就可以得到位姿  $D_i$  的多个估计。基于 TAHICP 算法,我们提出了 TAHICP-TF 算法,该算法以卡尔曼滤波为工具,把这些估计融合在一起,从而获得更精确的估计。

### 3.1 协方差估计

为了使用卡尔曼滤波来融合多个位姿估计,必须计算出这些位姿估计的协方差矩阵。由于 HTAH

算法仅提供初始的旋转角度估计,最终的位姿估计取决于 ITCP 算法的最后一次迭代,因此协方差矩阵在 ITCP 算法中推导出来。在 ITCP 算法中,我们找到两帧数据的  $n$  个对应点  $\{P_i, P'_i\}$ ,其中  $P_i = (x_i, y_i)^T$  是参考帧中的点  $P'_i = (x'_i, y'_i)^T$  在当前帧中的对应点。对于接近于零的旋转角度  $\theta$ ,函数(1)可以被线性化:

$$\begin{aligned} & \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} T_x \\ T_y \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} x'_i \\ y'_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} w_x^i \\ w_y^i \end{pmatrix} \approx \\ & \begin{pmatrix} 1 & -\theta \\ \theta & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} T_x \\ T_y \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} x'_i \\ y'_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} w_x^i \\ w_y^i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \Rightarrow \\ & \begin{pmatrix} x'_i - x_i \\ y'_i - y_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -y_i \\ 0 & 1 & x_i \end{pmatrix} \begin{pmatrix} T_x \\ T_y \\ \theta \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} w_x^i \\ w_y^i \end{pmatrix} \quad (3) \end{aligned}$$

其中  $w_i$  是噪声。考虑所有  $n$  对点,可以把(3)写成矩阵形式:

$$Z = MD + W \quad (4)$$

公式(4)中, $D$  是待估计的全局位姿, $W$  表示噪声。在此,我们假设  $W$  是高斯白噪声,而且其协方差矩阵具有形式  $C_w = \sigma^2 I$ ,则函数(1)可以写为:

$$E_{\text{dist}}(D) = (Z - MD)^T (Z - MD) \quad (5)$$

该函数的最小二乘解为:

$$\hat{D} = (M^T M)^{-1} M^T Z \quad (6)$$

相应的协方差估计为  $C_D = s^2 (M^T M)^{-1}$ 。其中  $s^2$  是  $\sigma^2$  的无偏估计:

$$s^2 = \frac{E_{\text{dist}}(\hat{D})}{2n-3} \quad (7)$$

该协方差估计与 Lu 和 Milios 在文[8]中使用的相同。

我们把相对位姿估计  $\hat{D}_{ij}$  的协方差表示为  $C_{ij}$ ,并把全局位姿估计  $\hat{D}_i$  的协方差表示为  $C_i$ 。协方差矩阵  $C_i$  为零矩阵。

一旦计算出相对位姿估计  $\hat{D}_{ij}$ ,全局位姿估计  $\hat{D}_i$  以及它的协方差  $C_i$  可以由以下公式得到:

$$\hat{D}_i = M_j \hat{D}_{ij} + \hat{D}_j \quad (8)$$

$$C_i = M_j C_{ij} M_j^T + C_j \quad (9)$$

$$M_j = \begin{bmatrix} \cos\hat{\theta}_j & -\sin\hat{\theta}_j & 0 \\ \sin\hat{\theta}_j & \cos\hat{\theta}_j & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中的  $\hat{\theta}_j$  是全局位姿估计  $\hat{D}_j$  中的方向。在推导方程(9)时,我们假设噪声为高斯白噪声,并认为  $\hat{\theta}_j$  中的误差很小可以忽略。由方程(8)可知,已知全局位姿估计  $\hat{D}_i$  和  $\hat{D}_j$  也可以得到相对位姿  $\hat{D}_{ij}$  的一个估计:

$$\hat{D}_{ij} = M_j^{-1} (\hat{D}_i - \hat{D}_j) \quad (11)$$

### 3.2 位姿的融合

如果得到  $D_i$  的  $m$  个估计:  $\hat{D}_{i,k}$  和  $C_{i,k}$ ,  $k=1, \dots, m$ ,就可以使用加权平均得到最后的位姿估计:

$$\hat{D}_i = c_i \left( \sum_{k=1}^m C_{i,k}^{-1} \hat{D}_{i,k} \right) \quad (12)$$

$$C_i = \left( \sum_{k=1}^m C_{i,k}^{-1} \right)^{-1} \quad (13)$$

卡尔曼滤波提供了一个多信息融合的迭代计算方法。在此,我们也使用卡尔曼滤波来实现迭代形式的融合算法。卡尔曼滤波具有两个方程:

$$x_i = Ax_{i-1} + w_{i-1} \quad (14)$$

$$z_i = Hx_i + v_i \quad (15)$$

分别对应系统方程和观测方程。对于我们的融合算法,  $x$  是要估计的全局位姿, 观测  $z$  是某个全局位姿估计。我们把第一个估计作为初始估计, 以后的估计作为观测, 因此  $A$  和  $H$  都是单位矩阵, 噪声  $w$  看作为零, 而观测噪声  $v_i$  是高斯白噪声且其协方差即是位姿估计对应的协方差矩阵。最后的融合估计结果就可以使用如下迭代形式得到:

$$\hat{D}_i^* = C_i^* (C_i^{-1} \hat{D}_i + \sum_{k=1}^m C_{i,k}^{-1} \hat{D}_{i,k}) \quad (16)$$

$$C_i^* = (C_i^{-1} + \sum_{k=1}^m C_{i,k}^{-1})^{-1} \quad (17)$$

公式中的  $\hat{D}_i^*$  和  $C_i^*$  表示最新的融合结果。

在算法的实现中, 位姿估计  $\hat{D}_i$  是基于不同的位姿  $D_k, k=i-1, i-2, \dots$  来计算的, 并且当相对位姿估计  $\hat{D}_{i,k}$  大于给定阈值时, 融合停止。同时, 当某个位姿估计的协方差矩阵的对角线分量  $(\sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_\theta^2)$  中的任何一个大于最新估计  $C_i^*$  的对应分量的九倍时, 该估计不被融合。融合算法的流程如下:

对于第  $i$  帧(当前帧)

- 1) 令  $k$  等于  $i-1$ ;
- 2) 使用 TAHICP 算法计算相对位姿估计  $\hat{D}_{i,k}$  和它的协方差矩阵  $C_{i,k}$ ;
- 3) 基于第2步得到的结果, 使用公式(8)和(9)计算全局位姿估计  $\hat{D}_i$  和它的协方差矩阵  $C_i$ ;
- 4) 令  $k=k-1$ ;
- 5) 使用公式(11)计算相对位姿  $D_{i,k}$  的一个初始估计  $\hat{D}_{i,k}$ , 并以此作为初始估计使用 TAHICP 算法计算出  $\hat{D}_{i,k}$  和  $C_{i,k}$ ;
- 6) 如果第5步计算的相对位姿估计中的任何一个元素大于给定阈值, 就停止融合并返回最新的融合结果, 否则转入下一步;
- 7) 基于第5步得到的结果, 使用公式(8)和(9)计算全局位姿估计  $\hat{D}_{i,k}$  和相应的协方差矩阵  $C_{j,k}$ ;
- 8) 如果  $C_{j,k}$  的对角线分量大于  $C_i^*$  的对应分量九倍, 则跳转到第4步;
- 9) 使用公式(16)和(17)融合第7步得到的全局位姿估计得到新的融合结果;
- 10) 如果  $k$  等于1, 则返回融合结果, 否则跳转到第4步。

#### 4. 实验结果

本文提出的 TAHICP-TF 算法在清华五型车

THMR-V(TsingHua Mobile Robot V)上得到了实现。车上装有一台德国 Sick 公司制造的 LMS-220 激光雷达以提供距离数据。该雷达的主要参数如下: 最大探测距离 50m, 距离精度 50mm, 角度精度  $0.5^\circ$ , 扫描时间 40ms, 扫描范围为  $180^\circ$ 。实验中, 首先使用清华大学数字地图中生成的仿真数据对 TAHICP 和 TAHICP-TF 进行了实验对比。生成仿真数据时使用了与 LMS-220 相同的参数。为了评价实验结果, 在仿真中同时记录了真实的全局位姿。我们同时使用 THMR-V 上获得的真实数据对 TAHICP-TF 算法进行了实验。

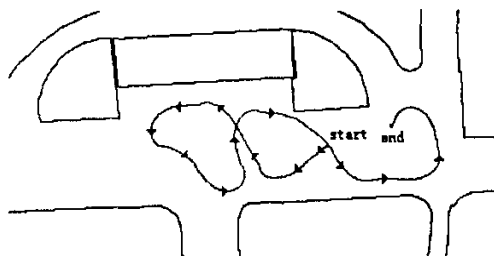


图1 仿真环境及真实位姿

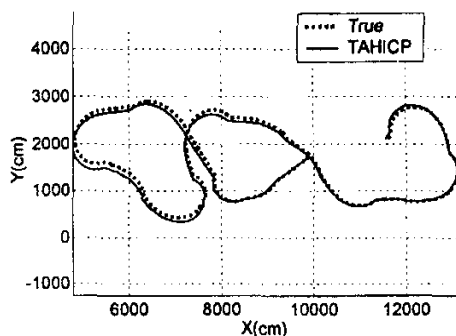


图2 TAHICP 的位姿估计结果

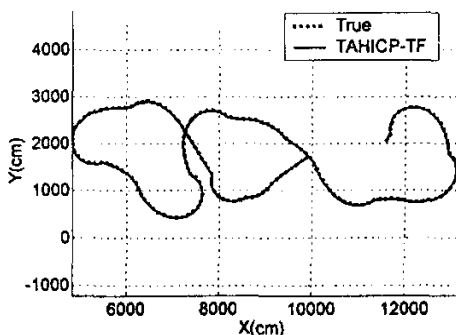


图3 TAHICP-TF 的位姿估计结果

我们对 TAHICP 和 TAHICP-TF 算法进行了全局位姿估计的比较。图1是一个1150帧距离数据的真实位姿和对应的仿真环境。图2和图3分别是 TAHICP 和 TAHICP-TF 算法计算的位姿与真实

位姿的比较。由 TAHICP-TF 算法计算出的全局位姿几乎与真实的全局位姿完全重合,而由 TAHICP 算法计算出的位姿具有明显的误差。这是因为 TAHICP 算法得到的全局位姿中的累计误差越来越大,而 TAHICP-TF 算法能够通过融合多个位姿估计显著地减少累计误差的影响。表1是 TAHICP 和 TAHICP-TF 算法计算结果的误差比较。由表1不难看出,TAHICP-TF 算法的结果比 TAHICP 算法更精确,减少了大约75%的累计误差。

表1 TAHICP 和 TAHICP-TF 算法的误差比较

| 算法        |          | 均值      | 最大值      | 标准方差    |
|-----------|----------|---------|----------|---------|
| TAHICP    | $\theta$ | 1.136°  | 2.109°   | 0.555°  |
|           | x        | 32.34cm | 90.40cm  | 41.22cm |
|           | y        | 46.26cm | 118.85cm | 39.83cm |
| TAHICP-TF | $\theta$ | 0.221°  | 0.389°   | 0.223°  |
|           | x        | 5.12cm  | 16.66cm  | 6.48cm  |
|           | y        | 9.75cm  | 25.86cm  | 7.12cm  |

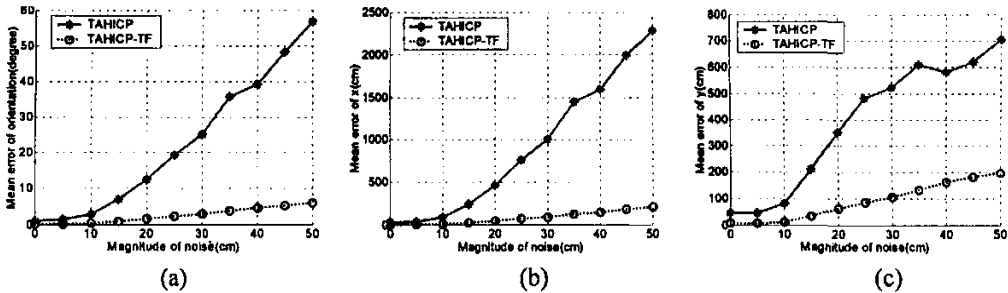


图4 算法鲁棒性的比较(a)-(c)分别是方向 $\theta$ ,x和y的误差比较

为了测试算法的鲁棒性,我们在仿真数据中增加了不同方差的高斯噪声。图4中的误差比较显示,对于数据中的噪声 TAHICP-TF 算法比 TAHICP 算法具有更高的鲁棒性。

我们同时使用由 THMR-V 在室外获得的真实数据对 TAHICP-TF 算法进行了实验。环境中包括建筑物、围墙、柱子、栏杆、车辆以及较小的运动物体。在第一个实验中,THMR-V 沿着直线运动并记录下了700帧距离数据。图5 是 TAHICP-TF 算法的结果,由图明显可见,位姿跟踪结果也是一条近乎笔直的直线。在第二个实验中,THMR-V 沿着直径大约为25米的圆形行驶一圈。为进行比较,THMR-V 同时记录了里程计信息。图6是由里程计信息推导的结果与 TAHICP-TF 算法计算的结果进行的比较。比较结果显示里程计信息中也存在较大的累计误差,而本文提出的 TAHICP-TF 算法较少受到累计误差的影响,计算出来的结果更精确。

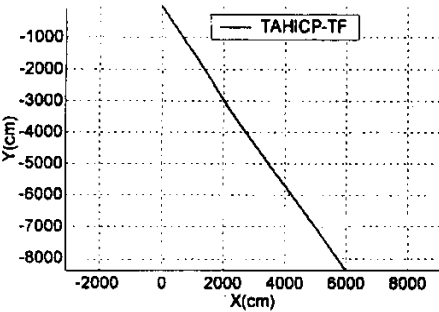


图5 THMR-V 沿直线行驶

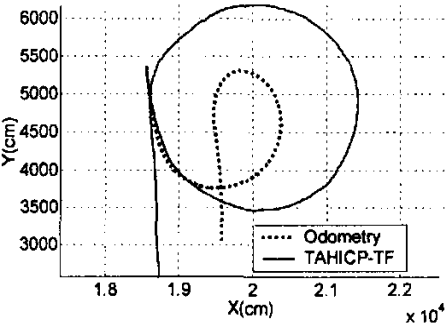


图6 THMR-V 沿直径约25米的圆形驶(左上角为起点)

**结论和展望** 本文介绍了切线加权的组合距离数据帧匹配算法,该算法包括 HTAH 算法和 ITCP 算法,因此称为 TAHICP 算法。TAHICP 算法在相对位姿估计中表现出较好的性能,但是用于全局位姿估计时存在较大的累计误差。基于 TAHICP 算法,本文提出了时序融合 TAHICP-TF 算法,该算法把当前帧距离数据与不同参考数据帧匹配推导出来的全局位姿估计进行融合。实验结果表明 TAHICP-TF 算法得到的全局位姿估计具有较高的精度和鲁棒性。下一步的工作包括提高算法的计算效率,降低计算时间复杂度,并将算法用于移动机器人的地图自动生成。

参考文献

1 Borenstein J, Everett H R, Feng L. Where am I? Sensors and Methods for Mobile Robot Positioning. [Technique Report]. University of Michigan, 1996

- 4 Bassia P, Pitas I. Robust Audio Watermarking in the time-domain. In: Proc. of EUSIPCO'98, Rhodes, Greece. 1998. 25~28
- 5 Kim W-G, Lee J C, Lee W D. An Audio Watermarking Scheme with Hidden Signatures. International Conference on Signal Processing, Aug. 2000. Beijing, China. 2000. 250~253
- 6 Boney L, Tewfik A H, Hamdy K N. Digital Watermarks for Audio Signals. In: Intl. Conf. on Multimedia Computing and Systems, June, 1996, Hiroshima, Japan. 1996. 473~480
- 7 Swanson M D et al. Robust Audio Watermarking Using Perceptual Masking. Signal Processing, 1998, 66(3):337~335
- 8 Swanson M D, Zhu Bin, Tewfik A H. Audio Watermarking and Data Embedding - Current State of the Art, Challenges and Future Directions. Multimedia and Security Workshop at ACM Multimedia'98, Sept. 1998, Bristol, U. K. 1998. 63~70
- 9 Swanson D, Zhu B, Tewfik H, Boney L. Robust audio watermarking using perceptual masking. Signal Processing, 1998, 66: 337~355
- 10 张歆奕, 吴今培, 张其善. 一种基于差别子空间的语音识别算法研究和实现. 见: 中国人工智能进展论文集, 2001. 662~665
- 11 Bilginaer Gulmezoglu M, Dzharfarov V, Keskin M, Barkana A. A novel approach to isolated word recognition. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 1999, 7: 620~628

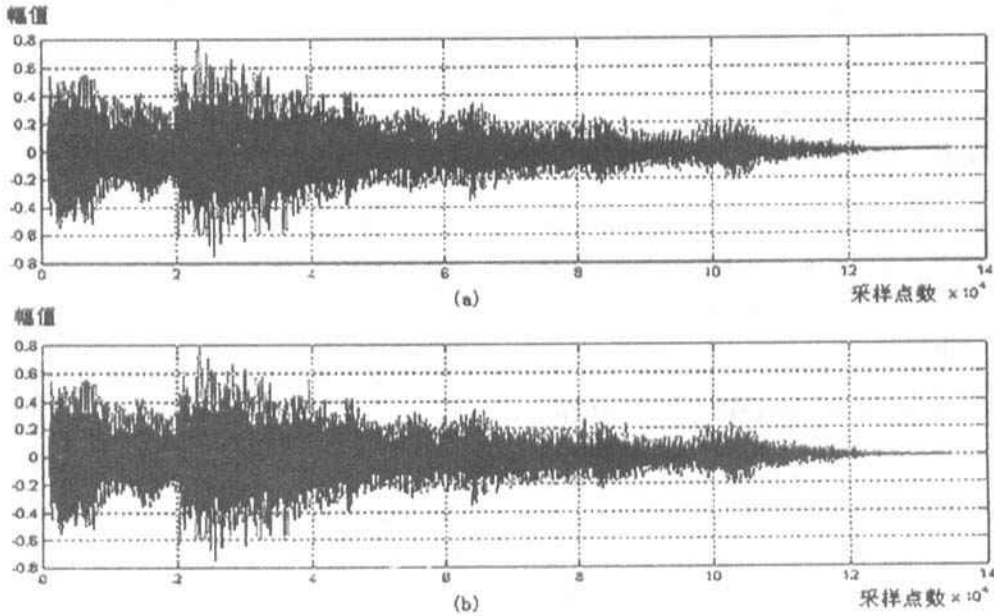


图1 原始音频信号(a)和含水印的音频信号(b)波形图



图2 原始水印(a)和提取的水印(b)-(f)

(上接第43页)

- 2 杨明, 王宏, 张敏. 基于激光雷达的移动机器人位姿估计方法综述. 机器人, 2002, 24(2): 177~183
- 3 Weiss G, Wetzler C, Puttkamer E V. Keeping Track of Position and Orientation of Moving Indoor Systems by Correlation of Range-Finder Scans. In: Proc. of IEEE/RSJ/GI Intl. Conf. on Intelligent Robots and Systems'94, (Munich, Germany), Vol. 1, Sep. 1994. 595~601
- 4 Yang M, Dong B, Wang H, Zhang B. Laser Radar based Real-time Ego-motion Estimation for Intelligent Vehicles. In: Proc. of IEEE Intelligent Vehicle Symposium, Versailles, France, June 2002
- 5 Besl P J, McKay N D. A Method for Registration of 3-D Shapes. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239~256
- 6 Zhang Z. Iterative Point Matching for Registration of Freeform Curves. INRIA Technical Report, RR-1658, INRIA, 1992
- 7 Dubrawski A, Siemiatkowska B. A Method for Tracking the Pose of a Mobile Robot Equipped with a Scanning Laser Range Finder. In: Proc. of IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation'98, 1998, 3: 2518~2523
- 8 Lu F, Milios E. Globally Consistent Range Scan Alignment for Environment Mapping. Autonomous Robots, 1997, 4: 333~349